

LEONARDO LUIZ PORTES DOS SANTOS

**ASPECTOS ESTRUTURAIS DA VARIABILIDADE NO PROCESSO DE  
APRENDIZAGEM DE UMA TAREFA DE CONTROLE DE FORÇA  
ISOMÉTRICA**

Belo Horizonte

Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da UFMG

2014

LEONARDO LUIZ PORTES DOS SANTOS

**ASPECTOS ESTRUTURAIS DA VARIABILIDADE NO PROCESSO DE  
APRENDIZAGEM DE UMA TAREFA DE CONTROLE DE FORÇA  
ISOMÉTRICA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências do Esporte da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciências do Esporte.

Área de concentração: Treinamento Esportivo

Orientador: Dr. Rodolfo Novellino Benda

Co-orientador: Dr. Luis Antônio Aguirre

Belo Horizonte

Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da UFMG

2014



A Tese intitulada “**Aspectos estruturais da variabilidade no processo de aprendizagem da tarefa de controle de força isométrica**”, de autoria do doutorando **Leonardo Luiz Portes dos Santos**, defendida em 19 de Dezembro de 2014, na Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da Universidade Federal de Minas Gerais, foi submetida à banca examinadora composta pelos professores:

Prof. Dr. Rodolfo Novellino Benda - orientador  
Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional  
Universidade Federal de Minas Gerais

Profa. Dra. Paula Lanna Pereira da Silva  
Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional  
Universidade Federal de Minas Gerais

Prof. Dr. Guilherme Menezes Lage  
Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional  
Universidade Federal de Minas Gerais

Prof. Dr. Go Tani  
Escola de Educação Física e Esportes  
Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Allbens Atman Picardi Faria (CEFET-MG)  
Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais

## AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador **Dr. Rodolfo Novellino Benda**, pelo convite em trabalhar com a abordagem de Sistemas Dinâmicos no Comportamento Motor, ousadia e coragem de buscar romper barreiras tangíveis e intangíveis, além da paciência na condução do longo trabalho.

Ao meu co-orientador **Dr. Luis Antonio Aguirre**, pelas vezes que me tirou de regimes permanentes caóticos ou de longos transientes que me levavam em direção a lugar nenhum. Porém, agradeço principalmente às vezes em que me jogou no caos, para aumentar minha complexidade.

Aos **membros da Banca do Exame de Qualificação**, pelas críticas e sugestões que contribuíram para o estudo.

Aos **voluntários** da pesquisa, pela generosidade em participar.

À **Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional** da UFMG (corpo administrativo, técnico e professores), por toda a estrutura e apoio.

Agradeço à **CAPES** e a todos os **pesquisadores** e **políticos** do Brasil que contribuíram com esforço e perseverança para a consolidação da Ciência no país. Sem o período no qual foi possível a contemplação da bolsa de estudos, seria simplesmente impossível avançar no conhecimento básico necessário para tirar esta pesquisa do papel.

Ao **Dr. Herbert Ugrinowitsch**, pelo suporte, críticas e sugestões.

Ao **Dr. Guilherme Lage**, pelas profundas discussões sobre a relação entre neurociência e o comportamento motor humano.

Ao Dr. **Christophe Letellier**, não só por ter publicado uma versão para a entropia da RQA que me permitisse voltar a dormir (sem sonhar com o demônio de Maxwell), mas principalmente pela gentileza e generosidade em contribuir em meus estudos.

Ao **Dr. Ubiratan S. Freitas** (Bira) pelas portas abertas na área de Sistemas Dinâmicos.

À **M.S. Crislaine Couto Rangel**, por ter permitido minha contribuição em sua pesquisa e, desta forma, possibilitado o aprendizado que se mostrou condição *sine qua non* para que eu pudesse concretizar esta Tese.

Ao **Dr. André Gustavo P. de Andrade**, pelo auxílio e referências sobre análise estatística.

Aos **colegas do GEDAM** (Grupo de Estudos em Desenvolvimento e Aprendizagem Motora, EEFFTO/UFMG), pelo incentivo, críticas e sugestões. Sem vocês, nada seria possível.

#### Agradecimentos de ordem moral

Aos meus pais **Elza Portes dos Santos** e **José Luiz dos Santos** (*in memorian*), pela profunda humanidade, por todo amor, apoio e dedicação à mim.

À **Dona Joana Ribeiro Martins**, por ter aberto as portas da Escola Estadual Luiz Pessanha (IEMG) ao colocar um bilhete no bolso do então Secretário de Estado da Educação de Minas Gerais quando este visitava a escola estadual na qual ela era servente. No bilhete, um pedido de ajuda para uma criança de sete anos que não estava conseguindo vaga para ingressar no ensino básico (eu).

À minha esposa **Tania Mara De Nardi**, por todo apoio nos momentos em que mais precisei, pelo carinho e dedicação.

À **Carl Sagan**, por ter me ensinado que antes de fazer uma torta de maçã, é necessário que o *Universo* exista.

Por fim, agradeço a **Deus** pelo *Universo* e, principalmente, por permitir que neste país, no qual tantos não têm acesso à educação, eu pudesse ter o privilégio de provar um pedaço desta torta de maçã - o Conhecimento Humano sobre a Natureza.

## RESUMO

O objetivo deste estudo foi investigar as mudanças da dinâmica da ação motora em função da prática de uma tarefa de manutenção da força isométrica. Foi realizado um experimento com 10 participantes, para obtenção de um banco de dados com séries temporais de força representativas da dinâmica intrínseca dos participantes antes, imediatamente após e 24 h depois da prática. Paralelamente às análises, procurou-se (i) levantar *insights* sobre a relação entre conceitos do Comportamento Motor, teoria de Sistemas Dinâmicos e aspectos de Sistemas Complexos e (ii) ganhar entendimento sobre a fundamentação teórica, limites de aplicação e armadilhas de técnicas usualmente utilizadas na análise de sinais fisiológicos. Primeiramente, realizou-se uma análise exploratória num contexto de estudo de caso com os dados do participante 5, cujos resultados apresentaram evidências de: (i) não estacionariedade das séries temporais; (ii) coexistência de duas dinâmicas distintas operando em escalas de tempo diferentes (macro e micro escalas temporais, com tempo crítico de *crossover* estimado em torno de 1 s). Os resultados sugeriram que a estrutura da força isométrica é dominada por uma dinâmica com forte periodicidade na macroescala temporal, enquanto na microescala temporal possui características de um processo estocástico. A partir disto, argumentou-se que toda análise que, por sua natureza, discrimine apenas uma destas dinâmicas, será incompleta na caracterização do comportamento motor. Como consequência desta premissa, devem-se aplicar técnicas analíticas complementares simultaneamente, no sentido de capturar assinaturas de dinâmicas deterministas e estocásticas. Paralelamente, apresentaram-se evidências de que as técnicas de quantificação de gráficos de recorrência (RQA, sigla em inglês) e análise de flutuação (DFA, *detrended fluctuation analysis*) satisfazem este quesito de complementaridade. Finalmente, foi realizada a análise do grupo de participantes sob este paradigma analítico e conceitual. O desempenho dos participantes melhorou de forma relativamente permanente em virtude da prática, sendo melhor no pós-teste e no teste de retenção de 24 h quando comparado ao pré-teste. A dinâmica da microescala temporal (estocástica) mudou de forma transiente em

virtude da prática, inferida através do expoente de Hurst (através da DFA), e foi enfatizado não ser possível corroborar a modificação da correlação temporal pela falta de estacionariedade dos incrementos das séries temporais. Quanto à macroescala temporal, os resultados sugerem a ocorrência de uma sucessão de regimes dinâmicos ao longo de uma mesma tentativa. A complexidade da macroescala temporal, inferida pela entropia  $S$  (RQA) e em análise comparativa com as variáveis  $DET\%$  e  $L_M$  (RQA), foi afetada de forma transiente pela prática: se mostrou mais alta imediatamente após a prática, e após 24 h retornou a um valor similar a antes da prática. Conclui-se que a estrutura da força isométrica possui um caráter dual, sendo gerada por (i) um processo estocástico que domina a dinâmica em escalas de tempo inferiores a 1 s e (ii) uma dinâmica determinista periódica (superposição de oscilações) dominando a dinâmica em escalas de tempo acima de 1 s. Quanto à complexidade desta dinâmica dual, a prática afeta de forma transiente este aspecto da estrutura da força isométrica, a qual retorna a um valor basal 24 h após a prática. Estes dois aspectos sugeridos pela análise, sucessão de regimes dinâmicos dentro de uma mesma tentativa e aparente retorno da complexidade a um "valor basal", demonstraram a pertinência da busca por conceitos e técnicas que permitam o aprofundamento nestas questões.

## ABSTRACT

The aim of this study was to investigate the changes in the dynamics of motor output due practice in a isometric force production task. An experiment was conducted with 10 subjects to provide a data bank with the time series representing the subjects intrinsic dynamics before, immediately after and 24 h after practice. Along the analysis, we looked for (i) insights on the relationship and concepts of Motor Behavior, Dynamics Systems theory and aspects of Complex Systems and (ii) a better understanding of the theoretical fundamentals, limits and pitfalls of usual analytical techniques applied in the study of physiological signals. First, an exploratory data analysis was performed in the context of a case study with the data of the participant V5. The results suggested: (i) non-stationarity of the time series; (ii) the coexistence of two different dynamics operating in different time scales (macro and micro-temporal time scales, with an estimated crossover around 1 s). The results suggested that the structure of isometric force is dominated in the temporal macroscale by a dynamics with strong periodic component, insofar the temporal microscale has characteristics of a stochastic process. Therefore, one proposed that any analysis that captures aspects of only one of these kind of dynamics shall be incomplete in the characterization of motor behavior. As a consequence of that premise, it's pertinent to apply complementary analytical techniques simultaneously, in order to capture signatures of both deterministic and stochastic dynamics. In parallel, it was presented evidence that recurrence quantification analysis (RQA) and detrended fluctuation analysis (DFA) are analytical techniques that satisfy that complementary requisite. Finally, a group analysis was performed with that analytical and conceptual paradigm stated previously. The performance of the participants improved in a relative permanent way due to practice, being better in the pos-test and in the 24 h retention test than in the pre-test. The dynamics of the temporal microscale (stochastic) changed in a transient way due practice, as estimated by the Hurst exponent (DFA), and we highlighted that it was not possible to infer changes in the temporal correlation due the lack of stationarity of the time series increments. Regarding the temporal macroscale, the results suggested that occurs a succession of dynamical regimes along the same trial. The complexity



of that regime, inferred from the entropy  $S$  (RQA) and in a comparative analysis with DET% and LM (RQA), was affected in a transient way due practice: it was higher immediately after practice, and after 24 h returned to a similar value showed before practice. It's concluded that the structure of the isometric force has a dual character, being generated by (i) a stochastic process that dominates the dynamics in time scales under 1 s and (ii) a deterministic periodic dynamic (superposition of oscillators) dominating the dynamics in time scales above 1s. Regarding the complexity of that dual dynamics, it is affected only in a transient way due practice, as it returns to a basal value 24 h after practice. Both aspects suggested by the analysis, succession of dynamical regimes along the same trial and the apparent return of the dynamic's complexity to a "basal value", suggest the relevance to search for concepts and techniques in order to allow the deepening in these questions.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 - Ciclograma do movimento de martelar do operário, realizado por Aleksei Gastev (URSS) cerca de 1920. Domínio público. ....	31
FIGURA 2 - Relação entre magnitude e estrutura da variabilidade na tarefa de manutenção de força isométrica em função do nível de força requisitado (adaptado de Slifkin e Newell, 1999). ....	37
FIGURA 3 - Análise da potência espectral do sinal de força e relação entre o expoente espectral e a força requerida (adaptado de Slifkin e Newell, 1999). .	38
FIGURA 4 - Análise de flutuação do sinal de eletroencefalograma, no qual se percebe um <i>crossover</i> (extraído de Valência <i>et al.</i> , 2008). ....	42
FIGURA 5 - Sinais de força isométrica e resultados para a análise de flutuação DFA de Antheya <i>et al.</i> (2012). Duas tentativas são mostradas, uma onde foi fornecido <i>feedback</i> e outra sem o seu fornecimento. O tamanho máximo das janelas da análise de flutuação é possivelmente 1 s (vide texto). ....	43
FIGURA 6 - Painel frontal do software criado para calibração do instrumento. ....	48
FIGURA 7 - Painel frontal do software criado para medição da força de contração voluntária máxima do voluntário a partir do protocolo de Slifkin e Newell (1999). ....	49
FIGURA 8 - Painel frontal do software criado para aquisição de dados e controle da sessão de coleta. ....	50
FIGURA 9 - Sinais de força isométrica e respectiva autocorrelação para dois voluntários em estudo piloto. ....	52
FIGURA 10 - Bloco de concreto, suporte de aço intercambiável e célula de carga no painel superior. Desenho esquemático da vista superior do conjunto mostrada no painel direito. ....	53
FIGURA 11 - Detalhes de 1 s dos sinais C0, C1 e C2, seguidos das respectivas densidades de potência espectral e do gráfico Log Log. A PSD foi calculada para o sinal inteiro, de 19 s (20 s - 1s inicial). ....	56
FIGURA 12 - Histogramas das séries C0, C1 e C2, painel superior, e das séries filtradas no painel inferior. É visível a discretização de 0,20 N imposta pelo DAQ de 12 bits. ....	57

FIGURA 13 - Gráfico logarítmico da flutuação da DFA1 para estimativa do expoente de Hurst da série C1. O valor estimado é $H=0,44\pm 0,04$ . .....	58
FIGURA 14 - Trecho de 1 s dos sinais filtrados C0 filtrado , C1 filtrado e C2 filtrado, seguidos das respectivas densidades de potência espectral e do gráfico Log Log destas. ....	59
FIGURA 15 - Sinal amostrado da vibração do bloco de concreto com a carga 1, sua PSD e o gráfico Log Log da PSD. Painel superior refere-se aos dados brutos e o inferior após a filtragem. ....	61
FIGURA 16 - Instrumento para a tarefa de controle de força isométrica (a). <i>Feedback</i> simultâneo apresentado ao voluntário através do monitor (b). ....	64
FIGURA 17 - Delineamento experimental. O fornecimento de conhecimento de resultado (CR) é realizado apenas nas tentativas de prática. ....	65
FIGURA 18 - Desempenho na tarefa, RMSE% ( $\pm$ erro padrão), para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ....	70
FIGURA 19 - Magnitude da variabilidade, DP% ( $\pm$ erro padrão), para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ....	70
FIGURA 20 - Erro absoluto da força média, EAFM% ( $\pm$ erro padrão), para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ....	71
FIGURA 21 - Séries temporais de força percentuais, F%, e após normalização (média zero e variância unitária), F. São mostradas as primeiras tentativas do participante V5 quanto ao (a) pré-teste, (b) pós-teste e (c) retenção. ....	75
FIGURA 22 - Teste de estacionariedade fraca (média e desvio padrão) comparando-se as primeira e segunda metades de cada série temporal das tentativas de pré-teste, pós-teste e retenção do participante V5. Caso tanto a média (círculo) quanto o desvio padrão (quadrado) das duas metades diferir menos de dois erros padrão, considera-se a série estacionaria no sentido fraco. Nenhuma das séries preencheu simultaneamente estes dois quesitos. ....	78
FIGURA 23 - Função de autocorrelação empírica (FAC), potência espectral (PSD) e logaritmo da potência espectral (Log PSD) das séries normalizadas (média zero e variância unitária) do participante V5. Tentativas do pré-teste (a), pós-teste (b) e retenção de 24 horas (c). Em todas há a presença de baixas frequências. ....	80
FIGURA 24 - Reprodução de análises selecionadas de Timmer (1998). (a) Recorte de 2 s do tremor fisiológico humano da mão, (b) periodograma da série	

temporal do tremor fisiológico e (c) espectro estimado dos dados originais (numa representação logarítmica), (linha cheia) - a linha pontilhada se refere a um modelo AR ajustado aos dados.....	82
FIGURA 25 - Diagrama do modelo H <sub>0</sub> , o sinal de entrada (ruído branco) passa por sucessivamente por dois filtros lineares de ordem inteira, emergindo como o sinal de saída y(t).....	84
FIGURA 26 - Resposta em frequência do sistema criado para gerar os dados subrogados. As frequências de ressonância, 1 Hz e 10 Hz, correspondem aos picos localizados em $2\pi$ rad/s (~ 6,3 rad/s) e $20\pi$ rad/s (~ 62,8 rad/s). .....	85
FIGURA 27 - Sobreposição da PSD da primeira tentativa do pré-teste de V5 (linha cheia) e da resposta em frequência (linha tracejada, eixo vertical adaptado) do sistema criado para gerar os dados subrogados. ....	85
FIGURA 28 - Função de autocorrelação empírica (FAC), potência espectral (PSD) e logaritmo da potência espectral (Log PSD) das séries normalizadas (média zero e variância unitária) de dados subrogados que representam a hipótese de dinâmica da força isométrica do participante V5 (e posteriormente, dos demais participantes) se comporta como um oscilador harmônico amortecido, excitado por atividade muscular não correlacionada. ....	87
FIGURA 29 - Exemplo de análise por <i>wavelets</i> . Série temporal não estacionária (a) e escalograma (b). Decomposição realizada por meio da <i>wavelet</i> de Gabor (com 10 oitavas de 16 vozes). ....	91
FIGURA 30 - Escalograma da análise por <i>wavelets</i> do participante V5. Há componentes periódicas de baixa frequência, abaixo de 1,4 Hz, ao longo de todo o sinal, bem um regime com característica estocástica (ruído) em frequências acima de 2 Hz. Decomposição realizada por meio da <i>wavelet</i> de Gabor (com 10 oitavas de 16 vozes) com o software Mathematica.....	93
FIGURA 31 - Escalograma da análise por <i>wavelets</i> dos dados subrogados referentes a H <sub>0</sub> . Estão presentes os mesmos atributos das séries empíricas do participante V5: componentes periódicas de baixa frequência (abaixo de 1,4 Hz) ao longo de todo o sinal, bem como uma assinatura típica de ruído (caráter estocástico) em frequências acima de 2 Hz. Decomposição realizada por meio da <i>wavelet</i> de Gabor (com 10 oitavas de 16 vozes) com o software Mathematica. ....	94

FIGURA 32 - Gráficos de flutuação das 100 séries temporais de dados subrogados baseados em $H_0$ obtidos pelo método DFA. (a) Séries $y(t)$ , (b) séries $y(t)R$ . Os gráficos indicam a universalidade da falta de lei de escala na região para as séries geradas pelo modelo e a recuperação da região de escala através da retirada da tendência por meio da transformada <i>wavelet</i> . ...	98
FIGURA 33 - Gráficos de flutuação das séries empíricas do participante V5, obtidos pelo método DFA. A não estacionariedade da primeira tentativa do pré-teste é tão forte que não permite a obtenção de uma região central com lei de escala. ....	99
FIGURA 34 - Superposição dos gráficos de flutuação da primeira tentativa do pré-teste de V5, referentes à série inteira (linha tracejada) e à mesma série após retirada de seus 7 s iniciais (linha cheia). ....	99
FIGURA 35 - Teste de estacionariedade fraca dos incrementos das séries $F\%(t)$ do participante V5. ....	101
FIGURA 36 - Objeto no espaço de estados reconstruído pelo método de imersão por tempo de atraso das séries temporais do participante V5. Dimensão de imersão 3, tempo de atraso 50 (250 ms). ....	103
FIGURA 37 - Informação mútua (primeira tentativa do pré-teste) e fração de falsos vizinhos para V5 (gráfico com a superposição das tentativas de pré-teste, pós-teste e retenção). As análises sugerem o atraso igual a 10 e a mesma dimensão de imersão entre 4 e 5 para a reconstrução do espaço de estados. ....	104
FIGURA 38 - Gráficos de recorrência para $m = 3$ , $\tau = 50$ atrasos e $\epsilon$ específico para cada RP garantindo $\%RR = 5\%$ . Apresenta-se as nove tentativas de teste do participante V5. Parâmetros baseados na análise da FAC e PSD. ....	105
FIGURA 39 - Gráficos de recorrência para $m = 5$ , $\tau = 10$ atrasos e $\epsilon$ específico para cada RP garantindo $\%RR = 5\%$ . Apresentam-se as nove tentativas de teste do participante V5. Parâmetros baseados da estimativa da função de informação mútua. ....	106
FIGURA 40 - Blocos de "estabilidade" da dinâmica periódica (indicados pelos quadrados) da primeira tentativa do pré-teste de V5, que talvez possam ser mapeados num conceito de "estabilidade" das <i>soluções motoras</i> . As diferentes interpretações da inspeção visual indicam a pertinência de quantificação deste conceito, o que justifica a utilização da RQA. ....	107

FIGURA 41 - Teste de estacionariedade fraca das séries temporais $F\%(t)$ ....	114
FIGURA 42 - Valor médio da estimativa do expoente de Hurst ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ...	115
FIGURA 43 - Valor médio da estimativa do tempo crítico de <i>crossover</i> ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.....	115
FIGURA 44 - teste de estacionariedade fraca dos incrementos de $F\%(t)$ .....	116
FIGURA 45 - Valor médio de %DET ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ....	117
FIGURA 46 - Valor médio de LM ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ....	117
FIGURA 47 - Valor médio da entropia $S$ ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção. ....	118
FIGURA 48 - Séries temporais do movimento browniano $B(x)$ e de seus incrementos $x$ em função do número de iterações $t$ . Simulação realizada no software Mathematica <sup>®</sup> . ....	140
FIGURA 49 - Propriedades estruturais das séries temporais do movimento browniano $B(t)$ e seus incrementos $x(t)$ apresentados na FIGURA 48. ....	141
FIGURA 50 - Séries de MBF, simbolizadas por $B(t)$ , de seus incrementos (RGF), simbolizadas por $x(t)$ . Algumas de suas propriedades estruturais são apresentadas. ....	143
FIGURA 51 - Atratores originais (direita) e suas reconstruções (esquerda) pelo método de atrasos temporais. Atrator de Rössler (A) e de Lorenz (B) adaptado de Small (2005, p. 16 e 18). ....	152
FIGURA 52 - Reconstrução por atrasos de uma série temporal de manchas solares (SMALL, 2005, p. 22). ....	153
FIGURA 53 - Reconstrução do espaço de estados de uma série de ECG durante fibrilação ventricular para diferentes valores do tempo de atraso (SMALL, 2005, p. 23). ....	154
FIGURA 54 - Análise da dimensão de correlação por platôs. Laser (A), fluxo de Taylor-Couette (B) (KANTZ; SCHREIBER, 2005) e mapa de Hénon (C) (SPROTT, 2003). Os nomes dos eixos em C foram adaptados. ....	158

FIGURA 55 - Uma função periódica complexa (quarta função) pode ser descrita pela soma de funções senoidais simples (as três primeiras). Adaptado de Hubbard (1998, p. 9). .....163

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Banco de dados do experimento 0, DAQ 12 bits, e suas principais características.....	55
TABELA 2 - Estatísticas das séries brutas de força e das séries filtradas, seguidas do tipo detectado de contaminação do sinal. ....	60
TABELA 3 - Relação entre os expoentes de Hurst, da DFA e da densidade de potência espectral (PSD). ....	96
TABELA 4 - Variáveis da análise de quantificação de recorrência (RQA) e suas siglas.....	162
TABELA 5 - Relação entre o expoente $\beta$ da PSD e os nomes associados aos tipos de ruído (FEDERAL_STANDARD, 1996). ....	164
TABELA 6 - Relação entre os expoentes de Hurst, da DFA e da densidade de potência espectral (PSD). ....	165

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ApEn	Entropia aproximada.
CR	Conhecimento de resultado.
$D_2$	Dimensão de correlação.
D	Dimensão.
%DET	Variável "determinismo" da RQA.
DIV	Variável divergência da RQA.
DP	Desvio padrão.
DFA	<i>Detrended Fluctuation Analysis</i> .
EAF%	Erro absoluto da força percentual.
$\eta^2$	Tamanho de efeito do teste estatístico.
EVFI	Estrutura da variabilidade da força isométrica.
$\mathcal{F}$	Gráfico de flutuação.
FAC	Função de autocorrelação.
FFT	Transformada rápida de Fourier ( <i>fast Fourier transform</i> ).
FVC	<i>Feedback</i> visual concomitante.
$H$	Expoente de Hurst.
$H_C$	Expoente de Hurst para tempos curtos.
$H_L$	Expoente de Hurst para tempos longos.
Log	Logaritmo na base 10.
$m$	Dimensão de imersão.
MBF	Movimento Browniano Fracionado.
PSD	Densidade de Potência Espectral ( <i>power spectral density</i> ).
RGF	Ruído Gaussiano Fracionado.
$R_{ij}$	Matriz de recorrência.
%REC	Variável recorrência percentual da RQA.
RMSE	Erro quadrático médio ( <i>root mean squared error</i> ).
RMSE%	Erro quadrático médio percentual.
RQA	Análise quantitativa de recorrência ( <i>recurrence quantification analysis</i> ).
S	Entropia de Shannon computada via RQA.
SI	Sinal para início da tentativa (sinal "go").
$\tau$	Tempo de atraso (usado em imersões/reconstruções).
$T_c$	Tempo crítico de <i>crossover</i> .
TPAT	Tríade pessoa, ambiente e tarefa
UCM	<i>Uncontrolled manifold analysis</i> .
VE	variáveis de execução.
VP	Variáveis de desempenho.



## LISTA DE NOTAÇÕES

$\hat{\phantom{x}}$	Estimativa de uma variável.
$\langle \phantom{x} \rangle$	Estimativa da média de um conjunto de variáveis.
$E[ \phantom{x} ]$	Valor esperado de uma variável.
$\cdot(.)$	Notação alternativa ao uso do símbolo $\pm$ para exprimir o valor principal e sua incerteza $()$ .

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>21</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b>	<b>26</b>
2.1.	VARIABILIDADE NO COMPORTAMENTO MOTOR	26
2.1.1.	Novos insights sobre a variabilidade no Comportamento Motor	28
2.1.2.	Perspectivas para a interpretação da variabilidade no Comportamento Motor	33
2.1.3.	Mudanças na variabilidade com a prática	33
2.2.	VARIABILIDADE DA FORÇA ISOMÉTRICA	35
2.3.	DAS VISÕES ANTAGÔNICAS QUANTO À NATUREZA DA VARIABILIDADE DA FORÇA ISOMÉTRICA	44
<b>3</b>	<b>OBJETIVOS</b>	<b>46</b>
<b>4</b>	<b>SOFTWARES E INSTRUMENTO (HARDWARE) DESENVOLVIDOS PARA O EXPERIMENTO</b>	<b>47</b>
4.1.	SOFTWARES	47
4.1.1.	Aquisição de dados: LabForça	47
4.1.2.	Análise das séries temporais	51
4.2.	HARDWARE	51
4.3.	TESTE DO INSTRUMENTO: EXPERIMENTO 0	53
4.3.1.	Método	54
4.3.2.	Resultados e discussão	55
4.3.3.	Conclusão	61
<b>5</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>62</b>
5.1.	AMOSTRA	62
5.2.	INSTRUMENTO E TAREFA	63
5.3.	DELINEAMENTO	64
5.4.	PROCEDIMENTOS	65
<b>6</b>	<b>ANÁLISE DE APRENDIZAGEM DA TAREFA: RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>	<b>67</b>
6.1.	VARIÁVEIS DEPENDENTES	67
6.2.	TRATAMENTO DOS DADOS E ANÁLISE ESTATÍSTICA	68
6.3.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	69
6.4.	SUMÁRIO E CONCLUSÃO	72
<b>7</b>	<b>ANÁLISE DA DINÂMICA DA FORÇA ISOMÉTRICA: RESULTADOS E DISCUSSÃO</b>	<b>73</b>
7.1.	INSPEÇÃO VISUAL	74
7.2.	ESTACIONARIEDADE FRACA	77
7.3.	ANÁLISE DE FUNÇÃO DE CORRELAÇÃO EMPÍRICA E POTÊNCIA ESPECTRAL	78
7.4.	DADOS SUBRRÓGADOS: HIPÓTESE DO OSCILADOR HARMÔNICO AMORTECIDO, EXCITADO POR ATIVIDADE MUSCULAR NÃO CORRELACIONADA	83
7.5.	ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO: WAVELETS	89
7.5.1.	Exemplo	89
7.5.2.	Análise dos dados subrrógados de $H_0$	93
7.6.	ANÁLISE DE FLUTUAÇÃO DFA: ESTRUTURA DA MICROESCALA TEMPORAL	95
7.6.1.	Correlação temporal e a estacionariedade das séries de incrementos	100

7.7. GRÁFICOS DE RECORRÊNCIA: ESTRUTURA DA MACROESCALA TEMPORAL .....	102
7.7.1. Quantificação dos gráficos de recorrência (RQA) .....	108
7.8. SUMÁRIO E CONCLUSÃO .....	109
<b>8 MODIFICAÇÕES DA DINÂMICA DA FORÇA ISOMÉTRICA INDUZIDAS PELA PRÁTICA: RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>111</b>
8.1. VARIÁVEIS DEPENDENTES .....	112
8.2. TRATAMENTO DOS DADOS E ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	112
8.3. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	113
8.4. CONCLUSÃO.....	120
<b>9 CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS .....</b>	<b>121</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>124</b>
<b>ANEXO A - TCLE .....</b>	<b>136</b>
<b>ANEXO B - PARECER COEPE-UFMG .....</b>	<b>137</b>
<b>APÊNDICE a - técnicas DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS E CONCEITOS ASSOCIADOS.....</b>	<b>138</b>
A.1 MOVIMENTO BROWNIANO FRACIONADO .....	138
A.2 ANÁLISE FRACTAL E O EXPOENTE DE HURST .....	144
A.3 ESPAÇO DE ESTADOS, ATRADORES E IMERSÃO.....	150
A.4 DIMENSÃO DE CORRELAÇÃO .....	155
A.5 QUANTIFICAÇÃO DE GRÁFICOS DE RECORRÊNCIA (RQA) .....	160
A.6 ANÁLISE ESPECTRAL (FOURIER) .....	162

## 1 INTRODUÇÃO

As ações motoras geradas pelo ser humano são únicas num sentido fundamental: não se pode realizar a mesma ação duas vezes de forma idêntica. A ação motora pode tanto implicar em movimento, cuja cinemática é única, quanto apenas na geração de força sem movimento (isométrica), na qual a unicidade é constatada na curva da força no tempo,  $F(t) \times t$ . Pela influência da engenharia de telecomunicações, em particular da teoria da informação (GOLDMAN, 1953; SHANNON, 1949), o mecanismo desta falta de unicidade, ou variabilidade motora foi, por décadas, interpretado como um ruído que contamina o sinal de controle da ação motora (FITTS; PETERSON, 1964; FITTS, 1954). Conjecturou-se que tal ruído advém de processos neurais concorrentes e concomitantes à ação motora e a processos fisiológicos. Neste paradigma, a qualidade do controle poderia ser acessada medindo-se a magnitude da variabilidade motora (SCHMIDT, 1985). Entretanto, até recentemente houve apenas pesquisas isoladas relacionando a variabilidade de processos neurofisiológicos e a variabilidade de resultado nos contextos de movimento e de controle postural (NEWELL, 2006). Além disto, a este ruído motor foi postulada, sem qualquer fundamento empírico, a estrutura do ruído branco gaussiano (RBG), um tipo específico de estrutura no qual não há correlação temporal entre seus valores, e que é gerado por um processo independente e identicamente distribuído (i.i.d.).

Num estudo seminal que tentou verificar a hipótese básica derivada da teoria da informação (SLIFKIN; NEWELL, 1999), de que a variabilidade motora é decorrente de ruído perceptomotor, além das medidas clássicas do Comportamento Motor quanto à magnitude da variabilidade, estes autores investigaram, pela primeira vez, a sua estrutura. Isto foi possível graças a avanços numa área de interface entre a Física, Matemática e Engenharias: a análise de séries temporais baseada na teoria de sistemas dinâmicos (PINCUS, 1991). Ao manipular o nível de força numa tarefa de força isométrica do dedo indicador, os autores mostraram que a magnitude da variabilidade

(desvio padrão) aumenta exponencialmente com o nível de força exigido, enquanto que a razão sinal/ruído (média/desvio padrão) e as medidas estruturais de entropia aproximada e expoente da densidade de potência espectral seguem uma curva de U invertido.

Entretanto, recentemente foi demonstrada que a variabilidade (magnitude e estrutura) não é uma característica intrínseca ao nível de força exercido. Num estudo no qual foi manipulado o ganho do *feedback* visual (pixels representados no monitor para cada Newton, N/pixel), concluiu-se que a estrutura da variabilidade da força surge da interação entre o *feedback* visual e as demandas do nível de força da tarefa; ainda, o estudo considera que a magnitude da variabilidade (desvio padrão) deve-se fundamentalmente a propriedades do músculo e do sistema motor (HONG; NEWELL, 2008). Outras manipulações do *feedback* quanto à sua frequência, resolução espacial e ganho (N/pixel) demonstraram que um mesmo indivíduo, num mesmo nível de força, pode apresentar estruturas de força isométrica distintas. Estes fatos sugerem a existência de um mecanismo pelo qual o *feedback* afeta a estrutura temporal da força, tornando-a mais aleatória quanto maior o *feedback* fornecido (ATHREYA; VAN ORDEN; RILEY, 2012). Tal mecanismo permite um controle prospectivo ou antecipatório (KUZNETSOV; RILEY, 2010), minimizando o erro na tarefa. Outra hipótese foi levantada (SLIFKIN; VAILLANCOURT; NEWELL, 2000), na qual o erro obtido via *feedback* visual é acumulado (armazenado) a uma frequência de 6,4 Hz, e o sistema de controle motor geraria correções baseadas nesta informação acumulada a cada intervalo de 1 s. Além do *feedback*, verificou-se a dependência da variabilidade de força quanto à idade (DEUTSCH; NEWELL, 2001; SOSNOFF; NEWELL, 2006) e à condição clínica (STELMACH; WORRINCHAM, 2000).

Uma hipótese natural a se investigar é a possibilidade de a prática modificar a estrutura da variabilidade. Um mecanismo provável seria a prática alterar a interação entre o *feedback* e a demanda do nível de força, de tal forma que ocorra uma melhora no desempenho (redução do erro na tarefa) e, portanto, uma alteração da estrutura da variabilidade. Entretanto, a diminuição da magnitude da variabilidade não precisa necessariamente estar ligada à sua estrutura: pode-se supor que uma curva  $F(t) \times t$  pode apenas "encolher", na direção do eixo das ordenadas, mas mantém sua estrutura original, anterior à

prática. Se esta estrutura se alterar, há a possibilidade de conjecturar-se a reorganização do mecanismo de controle. Esta hipótese foi investigada apenas por Newell *et al.* (2003) através das medidas de entropia aproximada (PINCUS, 1991) e dimensão de correlação (GRASSBERGER; PROCACCIA, 1983), as quais possibilitaram os autores inferir, respectivamente, sobre modificações estruturais na dependência temporal do sinal ( $F(t)$ ) e quanto ao número de graus de liberdade da dinâmica que captura as propriedades do comportamento motor no espaço de estados.

Entretanto, há indícios de dois conflitos nas abordagens sobre a variabilidade da força isométrica, que ainda não foram abordados pela literatura. O primeiro é um conflito fundamental entre as análises realizadas por Newell *et al.* (2003) e Athreya, Van Orden e Riley (2012). Enquanto o primeiro utiliza ferramentas apoiadas no conceito de um atrator no espaço de estados, o segundo realizou uma análise fractal do sinal  $F(t)$  considerando-o ora um movimento Browniano fracionado (mBf), ora como ruído gaussiano fracionado (rGf). O paradoxo está no fato de não ser possível aplicar o conceito de atrator no espaço de estados a um sinal fractal, em especial ao mBf (KANTZ; SCHREIBER, 2005). Pode-se ainda sugerir que os achados de Athreya *et al.* (2012) comprometem toda a literatura a partir de Slifkin e Newell (1999), a qual utilizou prioritariamente a noção de entropia aproximada, posto que esta se baseia na reconstrução do espaço de estados. O segundo conflito se dá pela ausência do fenômeno de *crossover* nos achados de Athreya *et al.* (2012), o qual representa a transição entre duas dinâmicas distintas na flutuação do sinal  $F(t)$ , sendo necessariamente a segunda dinâmica altamente antipersistente. A necessidade de existência desse tipo de *crossover* em sinais biológicos foi por diversas vezes mencionado na literatura (DELIGNIÈRES *et al.*, 2003; IGNACCOLO; LATKA; WEST, 2010; PENG *et al.*, 1994a; PENG *et al.*, 1994b), havendo alguns trabalhos apontando problemas metodológicos que ainda são encontrados na análise de flutuação DFA – *Detrended Fluctuation Analysis* (BRYCE; SPRAGUE, 2012; DELIGNIÈRES; MARMELAT, 2013; DELIGNIÈRES; TORRE; LEMOINE, 2005). Além disto, ainda em Athreya *et al.* (2012), os autores não apresentam justificativa para se supor  $F(t)$  sendo mBf ou rGf, embora haja metodologia adequada para se distinguir a natureza do sinal fisiológico (EKE *et al.*, 2000).

Pode-se inferir que a natureza da variabilidade da força isométrica ainda não é conhecida e que há duas hipóteses latentes na literatura, não declaradas de forma explícita: (i) a hipótese da existência de um atrator de baixa dimensão no espaço de estados da dinâmica do comportamento motor e (ii) a sugestão de uma dinâmica estocástica emergente de alta dimensão (seja mBf ou rGf). Deve-se notar que, embora os dados de Athreya *et al.* (2012) corroborem a segunda hipótese, esta sugestão não foi observada pelos próprios autores. A relevância da investigação sobre a hipótese mais apropriada não está apenas no nível metodológico. As conclusões sobre a natureza da variabilidade e o papel que a prática exerce sobre ela estão atrelados à dinâmica subjacente ao fenômeno motor. Investigar o papel da prática sobre a variabilidade pressupõe, desta forma, identificar tal dinâmica subjacente e, assim, contribuir para o entendimento sobre o paradoxo indicado anteriormente.

No presente trabalho, realiza-se uma análise exploratória visando investigar os mecanismos e processos subjacentes à aprendizagem motora no contexto de uma tarefa de controle de força isométrica, no sentido de como a natureza (a dinâmica) muda em função de prática. Em virtude do contexto da literatura atual, exposto anteriormente, investiga-se inicialmente (i) a fundamentação teórica e metodológica que sustenta as hipóteses incipientes contraditórias quanto a natureza da variabilidade da força isométrica. O objetivo desta etapa é buscar um entendimento profundo quanto à utilização de ferramentas analíticas e o mapeamento adequado de conceitos do Comportamento Motor a conceitos de Sistemas Dinâmicos e Sistemas Complexos. Em seguida, investiga-se (ii) a estrutura da variabilidade da força isométrica e (iii) as modificações induzidas na variabilidade de força isométrica mediante prática. Três modificações no *layout* experimental encontrado na literatura corrente são propostas. A motivação foi diminuir a velocidade da evolução temporal do sistema de controle mediante a prática, possibilitando medidas repetidas do sistema "quase" estacionário, além de ampliar a magnitude do fenômeno investigado, a variabilidade, para permitir uma observação mais precisa e acurada de sua dinâmica. As modificações foram: idealização de um experimento com (i) um grupo muscular maior que o frequentemente utilizado na literatura, visando gerar uma maior variabilidade da

força na tarefa em laboratório, (ii) uma tarefa incomum ao cotidiano e (iii) uma diminuição da informação contida no *feedback* visual.



## 2 REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1. VARIABILIDADE NO COMPORTAMENTO MOTOR

Num sentido fundamental, a variabilidade biológica é uma estratégia natural para garantir a sobrevivência de uma espécie através de sua adaptação perante um ambiente em constante transformação (DARWIN, 1859; NOWAK, 2006; SALAZAR-CIUDEDE; MARÍN-RIERA, 2013). Pode-se considerar o contexto da teoria da evolução como o primeiro a relacionar os termos *variabilidade*, *adaptação* e *ambiente*, embora num contexto morfofisiológico. Ainda, neste contexto, trata-se da variabilidade de um indivíduo para outro (*interindividual*). Na observação do comportamento motor humano, um dos primeiros trabalhos a relatar a variabilidade (comportamental) foi realizado por Woodworth (1899) numa tarefa de desenho de uma linha reta: observaram-se diferenças qualitativas entre a execução de um indivíduo e de outro (interindividual) e entre duas execuções distintas (*tentativas*) de um mesmo indivíduo (*intraindividual*). Com o avanço de técnicas de análise de movimento foi possível emergir o consenso, presente até os dias atuais, de que um mesmo indivíduo não é capaz de realizar o mesmo movimento duas vezes, por mais habilidoso que seja e por mais que tenha tal intenção (BARTLETT; WHEAT; ROBINS, 2007; NEWELL; CORCOS, 1993; YARROW; BROWN; KRAKAUER, 2009).

A variabilidade do comportamento motor humano foi vista inicialmente como prejudicial à execução de tarefas. Há exemplos no próprio treinamento esportivo que pregavam a execução de movimentos estereotipados em contextos para habilidades abertas (NADI, 1943). O movimento habilidoso seria aquele no qual se observaria baixa variabilidade, na impossibilidade de esta ser zero. Esta ideia intuitiva de baixa (alta) variabilidade exige uma definição quantitativa para uma abordagem científica. Neste primeiro momento, definindo a variabilidade (inter ou intraindividual) como *uma variação aleatória observada nas respostas a um conjunto específico de condições*, várias tentativas de uma

mesma habilidade gerariam uma média representativa do modelo ideal, enquanto a variabilidade poderia ser operacionalmente acessada através do desvio padrão (DP) (BATES; JAMES; DUFEK, 2004). Esta *magnitude* da variabilidade seria, então, um indicativo da qualidade do controle motor (SCHMIDT, 1985).

A década de 1940 viu surgir um alicerce teórico que parecia se encaixar à ideia das flutuações erráticas/aleatórias do comportamento motor, a *teoria matemática da comunicação* (SHANNON, 1949) e a *cibernética* (WIENER, 1948). Um sinal puro, representativo da informação sobre a execução de uma tarefa, seria contaminado por um conjunto de vários sinais de fontes neural e fisiológica. Este somatório geraria um sinal de contaminação aleatório, o *ruído neuromotor*, levando à variabilidade observada no nível comportamental. Esta interpretação do sinal efetivo que gera a ação motora é similar à informação transmitida numa linha telefônica ruidosa e permitiu a aplicação da metodologia de Shannon, sendo sugerida uma relação entre o tempo de movimento e o conteúdo informacional como um índice de dificuldade (ID) (FITTS; PETERSON, 1964; FITTS, 1954). Este ID foi representado pelo logaritmo da razão entre o sinal principal e o ruído. Devido ao grande impacto do trabalho de Fitts no Comportamento Motor, a associação da variabilidade a ruído branco gaussiano se consolidou - originalmente, Fitts (1954) usou o termo equivalente *ruído térmico branco*. Um exemplo teórico que sugere as fontes da variabilidade, na perspectiva de processamento de informação e engenharia de controle, é a teoria de Schmidt *et al.* (1979) para a acurácia de movimentos rápidos. A variabilidade seria introduzida no sistema motor em vários processos que contribuem para o movimento. Estas fontes de variabilidade seriam (i) erros relacionados à escolha do programa motor mais adequado a um determinado contexto, (ii) erro na parametrização do programa e (iii) ruído aleatório e descorrelacionado contaminando a parametrização do programa, oriundo de processos neurais (SCHMIDT *et al.*, 1979). Associada à ideia da variabilidade como ruído branco neuromotor, está a suposição de que o estudo da variabilidade não permite lançar luz sobre a natureza da coordenação, da organização do sistema neuromotor (RILEY; TURVEY, 2002). Neste paradigma, que seria atacado de forma sistemática a partir da década de 1990, a ênfase é nos aspectos invariantes, pois seria a partir destes que os

mecanismos subjacentes ao comportamento motor poderiam ser revelados (NEWELL; SLIFKIN, 1998). Em resumo, por quase 100 anos a variabilidade do comportamento motor foi vista principalmente como (i) prejudicial à execução de habilidades, (ii) originada de ruído neuromotor, (iii) devendo ser minimizada na aprendizagem de uma habilidade motora e (iv) irrelevante no estudo dos mecanismos e processos que geram a habilidade motora, (v) sendo quantificada pela dispersão dos dados (*outcome*, cinemática, cinética etc.) pela variância, desvio padrão ou coeficiente de variação (NEWELL; SLIFKIN, 1998).

### **2.1.1. Novos insights sobre a variabilidade no Comportamento Motor**

O paradigma associado à variabilidade começou a mudar numa série de trabalhos da década de 1990 influenciados pela teoria de sistemas dinâmicos. Destacam-se os trabalhos de Karl Newell e colaboradores (NEWELL; CORCOS, 1993; NEWELL; SLIFKIN, 1998) e a abordagem de sistemas dinâmicos na percepção-ação (KELSO, 1995; TURVEY, 1990). Em Newell e Slifkin (1998) a mudança é marcada pela sugestão de dar foco à natureza da variabilidade motora:

Contrary to traditional wisdom, it may be that the variance of movement dynamics is as revealing as, or more revealing than, the invariance in terms of unpacking the nature of the system organization. [...] It appears, however, that we are just beginning to scratch the surface in revealing the nature of movement variability<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Contrariamente à sabedoria tradicional, pode ser que a variação da dinâmica do movimento seja tão revelador quanto, ou mais revelador que, a invariância no sentido de desmembrar a natureza da organização do sistema. [...] Parece, entretanto, que estamos apenas começando a arranhar a superfície em revelar a natureza da variabilidade do movimento.

Os conceitos e métodos associados à análise de séries temporais por meio da teoria de sistemas dinâmicos tratam a variabilidade como informação relevante sobre as leis que regem a dinâmica do sistema em questão. Na literatura científica em geral, o termo sistema dinâmico é encontrado com três significados distintos, o que às vezes gera confusão: (i) no sentido matemático, é uma regra de evolução no espaço de estados (ABRAHAM; SHAW, 2004; KANTZ; SCHREIBER, 2005; KELSO, 1995; MITRA; AMAZEEN; TURVEY, 1998; SMALL, 2005; SPROTT, 2003). Esta regra é expressa por um conjunto de equações, daí *sistema* de equações. Os conceitos fundamentais são: o *estado* (idealizado matematicamente) do "sistema" (ABRAHAM; SHAW, 2004), que é o conjunto de variáveis que o caracterizam num determinado instante de tempo e descreve um ponto no espaço de estados; o *atrator*, que consiste na FIGURA geométrica formada no espaço de estados pela *trajetória* deste ponto (no regime *assintótico*). Nestas definições utilizou-se o termo estado do "sistema", entre aspas, com o segundo significado associado ao termo sistema dinâmico: (ii) sistema é um conjunto composto por subunidades que interagem entre si, em geral apresentando características mais complexas do que o esperado pela soma das partes (BERTALANFFY, 1975), e é dinâmico, pois se altera no tempo. Desta forma, um *sistema dinâmico* (ex., corpo humano, sistema solar, DNA, fungos numa placa de Petri) pode ser modelado matematicamente num *sistema dinâmico* e ter novos comportamentos/características preditos. Na abordagem de sistemas dinâmicos no Comportamento Motor, o significado dos termos é o matemático e pode ser visto nos trabalhos fundamentais de Turvey (MITRA; RILEY; TURVEY, 1997) e Kelso pela modelação matemática, do acoplamento de um bebê a um balanço (GOLDFIELD; KAY; WARREN, 1993) ou da coordenação bimanual (HAKEN; KELSO; BUNZ, 1985), e caracterização do atrator e espaço de estados. Finalmente, há (iii) Sistemas Dinâmicos como uma área da matemática, cuja fundação é atribuída a Poincaré devido à sua abordagem inovadora de analisar o sistema dinâmico não pela solução das equações (às vezes impossível de se obter), mas pela geometria formada no espaço de estados, o *retrato de fases* e os atratores. Esta abordagem qualitativa trata da dinâmica do sistema em longo prazo, quando o transiente já terminou. Como a dimensão do atrator, e do espaço de estados, está ligada aos graus de

liberdade da dinâmica, vários cientistas associaram esta ideia aos graus de liberdade de Bernstein (BERNSTEIN, 1967; LATASH; SCHOLZ; SCHÖNER, 2007; MITRA; AMAZEEN; TURVEY, 1998; MITRA; RILEY; TURVEY, 1997; RILEY; TURVEY, 2002). Na FIGURA 1 é apresentado um *ciclograma* do movimento de um operário, similar aos produzidos por Bernstein e reproduzidos, por exemplo, por Müller e Sternard (2009). Os graus de liberdade mecânicos são o somatório dos graus de liberdade mecânicos das articulações corporais. Considerando, por simplicidade, que o tronco não se move e o movimento dos dedos é irrelevante, os graus de liberdade são cinco (dois para o punho, um para o cotovelo e dois para o ombro). Entretanto, a dinâmica de um ponto de referência (por exemplo, no punho) no espaço de estados poderá apresentar dimensão bem menor devido ao acoplamento (ou *escravizamento*) de graus de liberdade mecânicos. Tal *escravizamento* gera uma *dinâmica coordenativa*, podendo ser expressa por uma equação da forma (MITRA; AMAZEEN; TURVEY, 1998)

$$\dot{\xi} = L(\xi, c, F). \quad (1)$$

$\xi$  é uma variável abstrata (*coletiva*), que representa o comportamento coletivo dos vários graus de liberdade biomecânicos (o ponto representa a derivada em relação ao tempo,  $d\xi/dt$ ).  $L$  é a regra que liga um estado  $\xi(t)$  a um  $\xi(t + \Delta t)$ . Os parâmetros de controle são representados por  $c$ . As influências de caráter estocástico são representadas pelo termo  $F$ . Os conceitos de variável coletiva e *escravizamento* dos graus de liberdade foram elaborados pelo físico alemão Hermann Haken e são a base de sua proposta Sinérgica (HAKEN, 1983), tendo sido primeiramente aplicados para explicar o comportamento coletivo de átomos na emissão de luz tipo laser e outros sistemas fora do equilíbrio térmico (HAKEN, 1975).

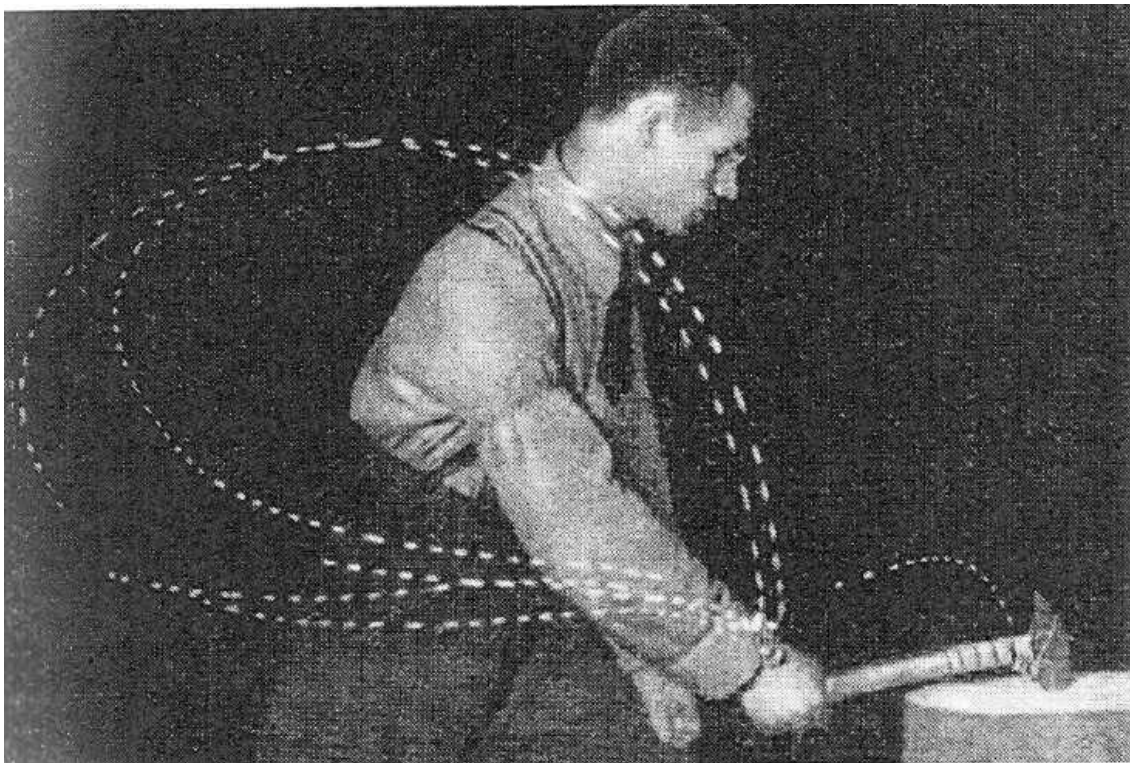


FIGURA 1 - Ciclograma do movimento de martelar do operário, realizado por Aleksei Gastev (URSS) cerca de 1920. Domínio público.

Uma das consequências da teoria de Sistemas Dinâmicos é que um comportamento errático, aparentemente estocástico, de uma variável observada pode ser fruto de uma dinâmica caótica, completamente determinística. Por outro lado, processos estocásticos também são descritos por leis de evolução temporal (dinâmica), mas quanto à sua probabilidade de ocorrência. Desta forma, foi proposto que a variabilidade motora pode ser o somatório de um processo (i) determinístico (caótico) e um (ii) estocástico (GILDEN; THORNTON; MALLON, 1995; NEWELL; SLIFKIN, 1998; RILEY; TURVEY, 2002). Entretanto, Newell e Slifkin (1998) enfatizam que as pesquisas têm se posicionado em abordagens distintas: uma orientada à busca da natureza da variabilidade como vinda de caos determinístico e a outra perspectiva de dinâmica estocástica. Como discutido na introdução, estas abordagens distintas são o cerne da incompatibilidade entre as hipóteses, por vezes implícitas, de Slifkin e Newell (1999), assim como outros estudos (DEUTSCH; NEWELL, 2004; HU; NEWELL, 2010; NEWELL, 2006) e Athreya *et al.* (2012) para a dinâmica do controle de força isométrica.

Nesta abordagem dinâmica, diversos trabalhos têm mensurado a estrutura da variabilidade em contextos de movimento cíclico (HAKEN; KELSO; BUNZ, 1985; MITRA; AMAZEEN; TURVEY, 1998; SCHÖNER; ZANONE; KELSO, 1992), contínuo (SLIFKIN; NEWELL, 1999), discreto (GILDEN; THORNTON; MALLON, 1995; WIJNANTS *et al.*, 2009) e controle postural (COLLINS; DE LUCA, 1993; DELIGNIÈRES *et al.*, 2003; DUARTE; ZATSIORSKY, 2000; RILEY; BALASUBRAMANIAM; TURVEY, 1999). Gradativamente, a variabilidade motora passou de uma medida operacional para um conceito teórico, um fenômeno com relevância em si mesmo (NEWELL; SLIFKIN, 1998).

O estudo da estrutura da variabilidade tem papel central nesta perspectiva, mas não em detrimento da magnitude da variabilidade. Somente a mensuração de ambas pode levar a resultados confiáveis (JAMES, 2004). A estrutura pode ser quantificada por diversas medidas, como por exemplo, o expoente de Hurst, dimensão do atrator (caso este exista), entropia, análise espectral, e medidas criadas recentemente como as encontradas na quantificação de gráficos de recorrência. Entretanto, várias destas medidas foram criadas a partir de teoremas (matemáticos) válidos para situações muito específicas e irrealmente empiricamente (por exemplo, precisão infinita dos dados, estacionariedade e ausência de ruído experimental), *existindo* estritamente nestes casos. Na prática, procura-se criar experimentos com alta precisão (menor que 1% de erro), mensurar a estacionariedade do sistema e coletar séries longas. Em casos como a dimensão do atrator, por se basear no fato da dinâmica ser recorrente, o escopo experimental acaba se limitando a movimentos cíclicos. A associação destas medidas a séries temporais (empíricas ou sintéticas) é realizada por meio de algoritmos computacionais, chamados estimadores - por exemplo, análises R/S, DFA, CMA, MDFA para estimativa do expoente de Hurst (BASHAN *et al.*, 2008). Antes de utilizar um estimador, deve-se verificar se os dados satisfazem algumas condições mínimas (ex., estacionariedade e precisão), o que em geral não é realizado na literatura de variabilidade motora. Estas medidas têm significados diferentes, diretamente relacionados às regras subjacentes ao comportamento observado (este assunto será retomado na seção 2.3).

### **2.1.2. Perspectivas para a interpretação da variabilidade no Comportamento Motor**

A interpretação da variabilidade como sendo prejudicial ou benéfica surgiu em subdivisões distintas do Comportamento Motor (NEWELL; SLIFKIN, 1998). Na análise de sujeitos saudáveis a variabilidade era vista como fator a ser minimizado para melhoria de desempenho, enquanto na análise de sujeitos com desordens motoras a pouca variabilidade era sinal desta disfunção. Na perspectiva de sistemas dinâmicos, pouca variabilidade é sinal de uma regra determinística linear tão restritiva, que a interação com o ambiente e a tarefa não modula o comportamento, tornando-o rígido. Desta forma, pouca variabilidade pode ser um sinal de um sistema com baixa adaptabilidade. Isto não significa que alta variabilidade é um sinal de um sistema saudável ou adaptativo, mas que parece haver um ponto ótimo de variabilidade.

### **2.1.3. Mudanças na variabilidade com a prática**

Historicamente, a aprendizagem motora é relacionada à melhoria de desempenho numa determinada tarefa, induzida pela prática (BRYAN; HARTER, 1899). O desempenho é quantificado em função da natureza da tarefa, de suas demandas, podendo ser associado a medidas de erro em relação a uma meta, tempo de movimento, tempo de reação etc. Além disto, para ser compreendida como aprendizagem, esta modificação (melhoria) deve ser relativamente permanente (MAGILL, 2000; SCHMIDT; LEE, 2005). Recentemente, foi proposto que esta melhoria também deveria ser robusta perante perturbações, revelando a aquisição de adaptabilidade por parte do sistema como característica fundamental da aprendizagem motora (MAGILL; ANDERSON, 2007). Esta relação entre desempenho e prática é exposta nas curvas de aprendizagem (BRYAN; HARTER, 1899; YARROW; BROWN; KRAKAUER, 2009).



Observa-se que a curva de aprendizagem de um indivíduo não é uma função suave da quantidade de prática. A aprendizagem, inferida por estas curvas, não ocorre de forma contínua, mas em saltos entremeados por momentos de estagnação de desempenho representada por platôs. Um fato geral é a existência de grande variabilidade de desempenho no início da prática, a qual diminui (descontinuamente) ao longo desta. Embora o desempenho atinja um valor médio assintótico, às vezes denominada estabilização do desempenho, ainda se observa a existência de variabilidade deste desempenho. Este processo de diminuição da variabilidade com a prática é associado à diminuição do ruído no sistema de controle motor e à reorganização dos graus de liberdade (tanto nos níveis micro quanto macro) em função de sinergias.

Estas curvas de aprendizagem se referem às *variáveis de desempenho* (Vd) (MÜLLER; STERNAD, 2009) e, portanto, à variabilidade de desempenho. Ao considerar o movimento em si, observam-se as *variáveis de execução* (VE), como os ângulos das articulações ou variáveis cinemáticas de posição e velocidade. Caso o número de VE for maior que o de VP, há redundância no sistema motor (BERNSTEIN, 1967; MÜLLER; STERNAD, 2009) e um mesmo resultado pode ser alcançado com várias conFIGURAções de movimento distintas, portanto há sempre uma variabilidade de VE. Globalmente, percebe-se que há uma menor variabilidade de VE num *expert* e uma grande variabilidade num sujeito novato. Ao mesmo tempo, há um limite (não definido, subjetivo) desta pouca variabilidade que separa uma ação motora do *expert* e de um movimento estereotipado (variabilidade VE "próxima" a zero). Isto é, espera-se que a prática leve a uma diminuição também da variabilidade de VE, mas até certo ponto. Esta variabilidade residual, como vista anteriormente, estaria ligada à capacidade adaptativa do sistema neuromotor perante o ambiente. Mapeando o espaço de acoplamentos possíveis entre as VE sobre o espaço de VP, pode-se supor que há alguns acoplamentos, ou melhor, sinergias cuja variabilidade (destes VE) não induzem grande variabilidade em VP. Para testar esta hipótese foi desenvolvida a análise da variedade não controlada (UCM - *uncontrolled manifold analysis*) (SCHOLZ; SCHÖNER, 1999). Será utilizada a terminologia inglesa para o termo técnico *variedade*, *manifold*, para evitar qualquer confusão com variabilidade. Com esta técnica,

foi possível separar a variabilidade de VE em dois subespaços: (i) subespaço que deveria ser controlado pelo sistema nervoso central a fim de garantir baixa variabilidade VP; (ii) subespaço cuja variabilidade em nada influencia a variabilidade de VP. O subespaço em (ii) é chamado de *manifold* não controlado, pois diversos experimentos em diferentes acoplamentos tarefa/ambiente demonstraram que a prática leva a uma diminuição da variabilidade no *manifold* (i) mas não no *manifold* (ii) (DOMKIN *et al.*, 2005; KANG *et al.*, 2004; LATASH *et al.*, 2001). Em outras palavras, o SNC se ateve a controlar de forma mais fina o *manifold* (i) apenas (LATASH; SCHOLZ; SCHÖNER, 2007; LATASH, 2008). A UCM permite inferências sobre a relação entre estabilidade e flexibilidade da ação motora.

A prática leva à diminuição, mas não eliminação, tanto da variabilidade de desempenho quanto da variabilidade de execução. Esta diminuição pode estar presente apenas em determinadas direções no espaço das VE, indicando a formação de sinergias específicas para a determinada interação indivíduo/tarefa/ambiente.

## 2.2. VARIABILIDADE DA FORÇA ISOMÉTRICA

Nesta seção serão abordados os principais resultados sobre a estrutura da variabilidade da força isométrica (EVFI). Embora os autores se utilizem deste contexto (tarefa) para concluir sobre a variabilidade motora em geral, será assumida inicialmente uma postura mais restrita, na qual serão feitas inferências sobre o fenômeno variabilidade apenas no contexto da força isométrica.

Newell e Slifkin (1999) introduziram um design experimental e metodológico com o objetivo de testar a hipótese fundamental da abordagem informacional do controle motor humano, de que o aumento da variabilidade motora se deve ao aumento do ruído (branco) do processamento da informação perceptiva e motora (SCHMIDT *et al.*, 1979). Isto é, esta pesquisa testou a hipótese de que a estrutura da variabilidade motora é a de ruído

branco gaussiano. Isto foi feito no contexto da manutenção da força isométrica. O design experimental consistiu na manutenção de um determinado percentual da força de contração voluntária máxima (CVM) por um tempo determinado, sendo o sinal amostrado e digitalizado. Esta tarefa contrastou com pesquisas anteriores, nas quais eram analisados picos de realização de força ou manutenção de força isométrica por períodos muito curtos (VANDER LINDEN; CAURAUGH; GREENE, 1993). Esta proposta de manutenção da força isométrica por um tempo determinado, e não em um "pico" ou tempo curto, foi escolhida visando as análises estruturais a serem realizadas, as quais exigem séries temporais mais longas: entropia aproximada (PINCUS, 1991) e análise do espectro de potência (PSD). A tarefa foi realizada em diferentes percentuais de CVM (5%, 10%, ..., 95%) e tanto a magnitude quanto a estrutura da variabilidade foram quantificadas. Os resultados mostraram comportamentos distintos da magnitude e da estrutura em função do nível de força (FIGURA 2). Enquanto a magnitude aumentava exponencialmente em função do nível de força, a estrutura (Entropia Aproximada – EnAp) se relacionava a esta como uma função de U invertido.

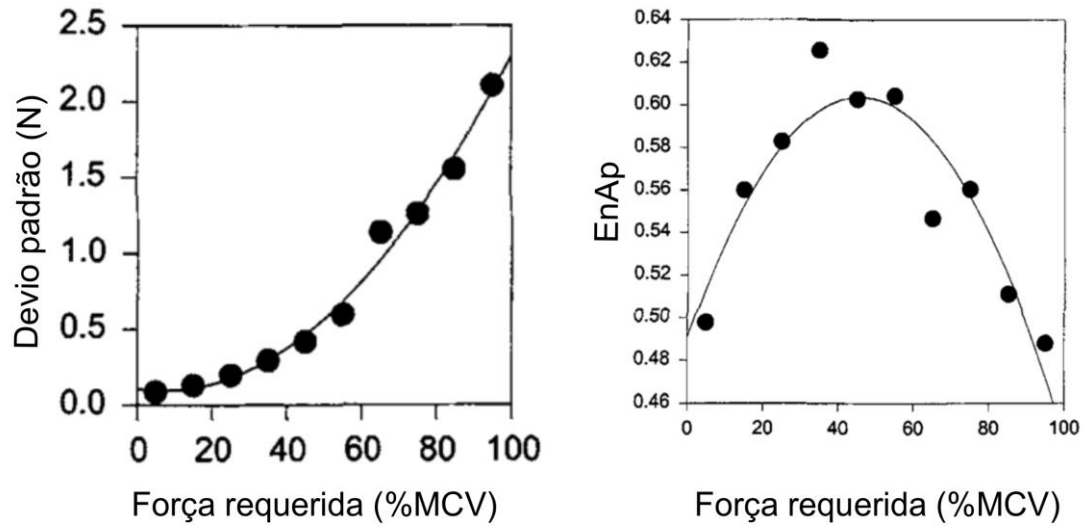


FIGURA 2 - Relação entre magnitude e estrutura da variabilidade na tarefa de manutenção de força isométrica em função do nível de força requisitado (adaptado de Slifkin e Newell, 1999).

A segunda análise estrutural, do espectro, mostrou a mesma relação de U invertido (FIGURA 3), além de deixar claro que o sinal não possui o espectro de ruído branco (cujo expoente espectral é zero).

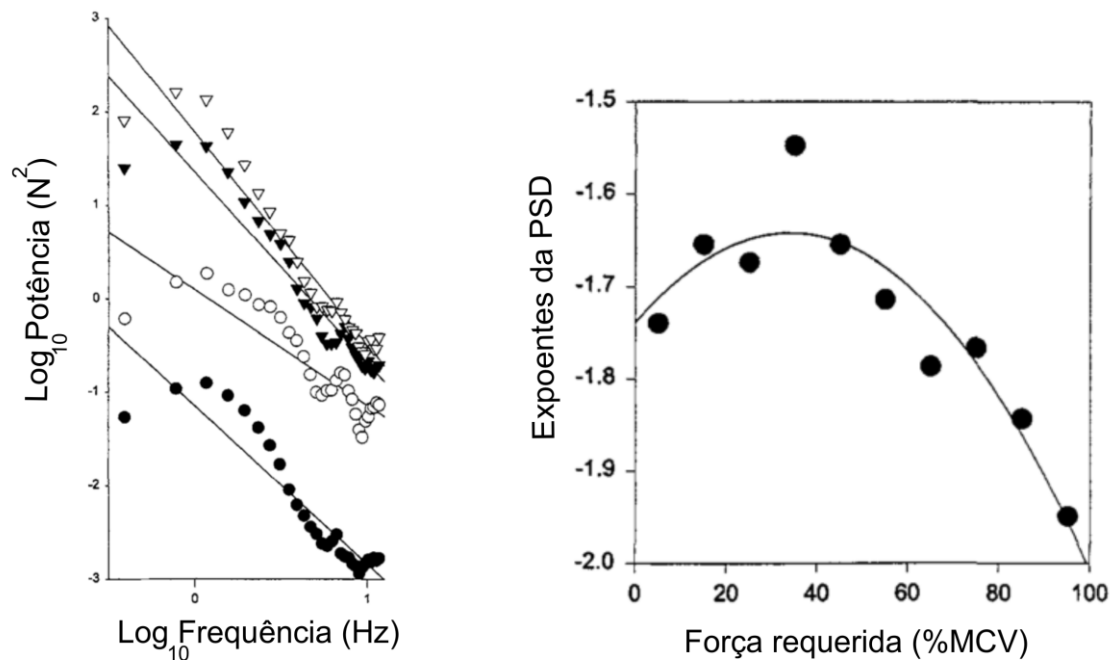


FIGURA 3 - Análise da potência espectral do sinal de força e relação entre o expoente espectral e a força requerida (adaptado de Slifkin e Newell, 1999).

Esta abordagem metodológica foi então aplicada para o escrutínio da relação entre variabilidade (magnitude e estrutura) e outras variáveis independentes, como a quantidade de prática (DEUTSCH; NEWELL, 2004; NEWELL *et al.*, 2003), *feedback* (HONG; NEWELL, 2008; KUZNETSOV; RILEY, 2010; SLIFKIN; VAILLANCOURT; NEWELL, 2000), idade (DEUTSCH; NEWELL, 2001), aspectos ligados à saúde (STELMACH; WORRINCHAM, 2000), e inter-relação entre algumas destas variáveis (SCHIFFMAN *et al.*, 2002; SOSNOFF; NEWELL, 2006; VAILLANCOURT; SLIFKIN; NEWELL, 2001).

Quanto à alteração da estrutura variabilidade da força isométrica (EVFI) em decorrência de prática (aprendizagem), uma pesquisa na literatura recente, assim como na base de dados SCOPUS indica apenas os trabalhos de (i) Deutsch e Newell (2004) e (ii) Newell *et al.* (2003). Os principais resultados e

conclusões dos autores, com relação direta à pesquisa desta tese, são relatados a seguir.

(i) Duas hipóteses são confrontadas em Deutsch e Newell (2004): a tradicional, na qual a variabilidade de desempenho de crianças diminui e se aproxima da de adultos devido à diminuição de ruído (branco) perceptomotor, *versus* o postulado de que prática e experiência (re)organizam a ação motora (*motor output*) de forma a minimizar a variabilidade. Três grupos de idades distintas (G6, G10 e GA com seis anos, dez anos e adultos, respectivamente) passaram por um período de prática. Apenas G6 teve melhora significativa de desempenho. A EVFI foi acessada pelas medidas de ApEn e PSD. Os resultados indicaram que a diminuição da variabilidade observada no desempenho entre 6 e 10 anos (em direção à vida adulta): (a) é devida a mudanças da organização da ação motora induzidas pela prática e (b) não é reflexo de diferentes níveis de ruído branco no sistema perceptomotor.

(ii) Newell *et al.* (2003) introduzem uma nova ferramenta metodológica no estudo da EVFI, a estimativa da dimensão de correlação  $D_2$  através do algoritmo de Grassberger e Procaccia (GRASSBERGER; PROCACCIA, 1983), embora mantenham a utilização da ApEn. É testada a hipótese de que a direção de alteração (aumento ou diminuição) dos graus de liberdade dinâmicos induzidos pela prática é dependente do tipo de tarefa e, para tal, utilizam duas tarefas: manutenção de um nível constante de força isométrica e de um nível senoidal. Em ambos os experimentos encontra-se  $1 < D_2 < 4$ , finita. É realizado um teste de dados subrogados que mimetizam ruído colorido, o qual não fornece valor finito para  $D_2$  e, portanto, na visão dos autores corroboram os valores finitos encontrados para as séries experimentais. Quanto à direção de alteração de  $D_2$  em decorrência de prática, esta diminuiu na primeira condição experimental e aumentou na segunda. Dentre as conclusões dos autores, as alterações da dinâmica intrínseca dos sujeitos (mudanças e  $D_2$ ) dependem da tarefa e não se restringem à ideia de diminuição dos graus de liberdade dinâmicos.

Pode-se considerar que as diversas pesquisas realizadas com base nas ideias de Slifkin e Newell (1999) corroboraram a hipótese de que a EVFI não é ruído branco gaussiano. Mas isto não exclui a hipótese de outros processos estocásticos (com graus de liberdade dinâmicos ou dimensão infinitos) serem

os modelos mais adequados para descrever a dinâmica da força isométrica, como os que possuem correlação temporal e são conhecidos como ruídos coloridos (ex., movimento browniano fracionado). Mas, a partir da pesquisa (ii) (NEWELL *et al.*, 2003), onde se encontrou  $D_2$  finita e fractal, dever-se-ia assumir a hipótese de que o *controle de força isométrica se deve a sinergias em diversos níveis do sistema perceptomotor que geram uma dinâmica determinista não-linear: caos*. Somente esta dinâmica poderia gerar o resultado encontrado pelos autores, a não ser que tal resultado fosse um artefato estatístico e, desta forma, equivocado. Entretanto, em nenhum momento os autores sugerem esta hipótese, mantendo o foco na hipótese levantada inicialmente na pesquisa sobre a direção da variação dos graus de liberdade dinâmicos. Portanto, suas conclusões só podem ser aceitas se considerarem seus resultados como corretos, o que só é possível ao aceitar a existência de caos no sistema. Caso a  $D_2$  finita encontrada seja um artefato estatístico, gerado por uma dinâmica estocástica, as conclusões dos autores estariam incorretas. A confiabilidade destes resultados pode ser contestada a partir dos seguintes fatos: (1) o teste de dados subrogados, que foi utilizado para confrontar a possibilidade de  $D_2$  ser um artefato estatístico devido a ruído colorido, não possui validade estatística por ter sido gerada apenas uma série subrogada (SMALL, 2005); (2) não foi realizado nenhum teste de estacionariedade, o qual deve preceder a análise de  $D_2$  (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SPOTT, 2003); (3) ao se considerar a própria literatura sobre EVFI, na qual foi demonstrada a presença de maior potência nas baixas frequências na PSD (indício de não estacionariedade), a literatura já mostrava indícios de que o sinal de força isométrica é não estacionário (SLIFKIN; NEWELL, 1999); (4) não há como excluir a possibilidade de o sinal ser uma mistura de uma dinâmica determinista e ruído (RILEY; TURVEY, 2002) e que a parte determinista se manteve constante, enquanto o ruído foi o responsável pelas alterações vistas em  $D_2$ . (5) Finalmente, há consenso na literatura de análises de séries temporais de que pelo menos um gráfico representativo da estimativa de  $D_2$  deve ser apresentado para fins de transparência, e isto não foi feito. Como foi abordado Apêndice B sobre a estimativa de  $D_2$ , a sua determinação é profundamente subjetiva.

Outro método de análise estrutural foi aplicado recentemente por Athreya, Van Order e Riley (2012). Neste estudo, procurou-se quantificar a estrutura autossimilar, fractal, de um sinal através do expoente de Hurst,  $H$  (HURST, 1951; MANDELBROT; VAN NESS, 1968), por meio do estimador DFA (PENG *et al.*, 1994b). Os autores testaram a dependência da EVFI em virtude da presença/ausência de *feedback* visual e, para tal, além de  $H$  utilizaram a PSD. Os autores concluem que a EVFI se aproxima mais de um sinal aleatório na presença de *feedback* do que na sua ausência. O fato a ser ressaltado, e que também não foi discutido pelos autores, é que a associação do sinal de força isométrica a um expoente de Hurst entre 0 e 1 indica que o processo subjacente é estocástico com correlação temporal passível de modelação via movimento browniano fracionado (MBF) e ruído gaussiano fracionado (RGF). Um exemplo representativo do sinal de força isométrica e da análise de flutuação de Athreya *et al.* (2012) é mostrado na FIGURA 5, (p. 41). Podem-se realizar as seguintes observações sobre o resultado: (1) como o expoente da DFA,  $\alpha$ , foi maior que 1, o sinal da força isométrica possivelmente é da classe estocástica MBF, fato que não foi explorado pelos autores. Isto implica que os incrementos da série possuem correlação temporal, sendo da classe RGF, e várias considerações sobre processos e mecanismos de controle da força isométrica poderiam ter sido explorados, mas não foram. (2) O sinal MBF, se imerso num espaço de estados, possui  $D_2$  finita e igual a  $1/H$  (KANTZ; SCHREIBER, 2005), mas esta  $D_2$  não é reflexo de dinâmica de baixa dimensão (MBF tem dinâmica de dimensão infinita). (3) Há a possibilidade de alguns tipos de sistemas caóticos se comportarem como ruído colorido (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SMALL, 2005; SPROTT, 2003). Desta forma não está descartada a possibilidade de o sinal ser, na verdade, caótico.

Confrontando estas observações com as realizadas sobre o trabalho de Newell *et al.* (2003), percebe-se que há dados na literatura recente da variabilidade do comportamento motor (no contexto da força isométrica) que são ambíguos e até certo ponto paradoxais em relação à estrutura desta variabilidade.

Em tempo, faz-se necessária outra observação sobre os resultados de Athreya *et al.* (2012). Um sinal fisiológico é restrito a uma certa amplitude de valores (*bounded*) (DELIGNIÈRES *et al.*, 2003; IGNACCOLO; LATKA; WEST,



2010; PENG *et al.*, 1994a). Isto implica que as flutuações deste sinal não podem assumir valores acima de um determinado valor máximo. Como o sinal coletado no experimento tem duração de 60 s, o gráfico de flutuação deveria mostrar um *crossover* evidenciando este valor máximo para tamanhos de janelas maiores – as flutuações da força isométrica produzidas pelo dedo indicador não podem, por exemplo, alcançar magnitude de 50 N. Um exemplo de *crossover* presente em análises de flutuação de sinais de eletroencefalograma é mostrado na FIGURA 4 (VALENCIA *et al.*, 2008). O *crossover* é um dado importante para inferências sobre a dinâmica de sistemas, pois pode marcar a transição entre diferentes regimes dinâmicos.

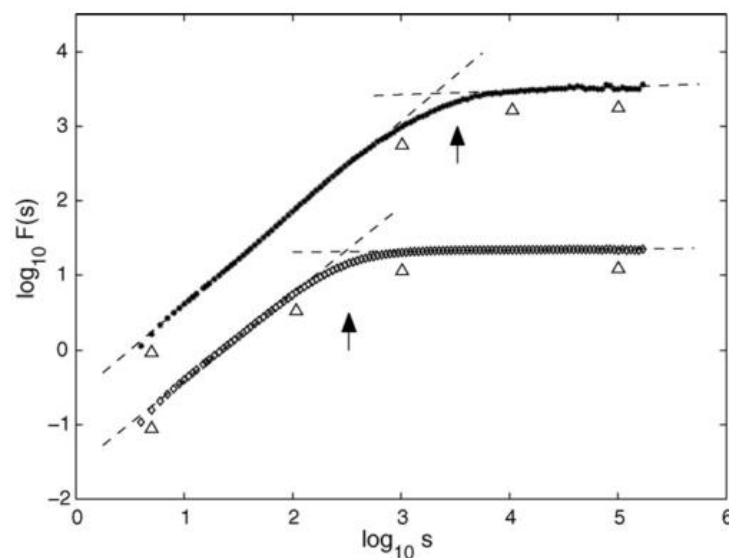


FIGURA 4 - Análise de flutuação do sinal de eletroencefalograma, no qual se percebe um *crossover* (extraído de Valência *et al.*, 2008).

Na FIGURA 5 não é mostrado o *crossover* e, desta forma, possivelmente a análise de flutuação de Athreya *et al.* (2012) se restringiu a janelas de tempo muito mais curtas do que a duração total do sinal amostrado, que foi de 60 s. Entretanto, o eixo que indica o tamanho das janelas não mostra a unidade utilizada, se milissegundos, segundos ou número de pontos e indica que a estrutura do sinal é fractal até intervalos de  $10^3$  em "alguma unidade". Cada série de 60 s, sendo amostrada a 100 Hz, possui 6000 pontos. Desta forma, resta supor que a estrutura é autossimilar por 1 s (1000 ms) ou 10 s (1000 pontos a 100 Hz). Observando o sinal de força *versus* tempo, ainda na FIGURA 5, conclui-se que a flutuação máxima é aproximadamente 4 N (sem *feedback*)

e 3 N (com *feedback*), cujos logaritmos são 0,48 e 0,60, respectivamente. Observa-se também que esta variabilidade máxima é alcançada em intervalos menores que 5 s. Interpreta-se, portanto, que os gráficos de flutuação abrangem a dinâmica de janelas até apenas 1 s das séries de 60 s. O comportamento (dinâmica) da força isométrica para janelas maiores permanece em aberto. É possível especular que foram apresentados gráficos de flutuação cortados, sem a parte do *crossover*. Uma análise de flutuação completa poderia permitir inferir mais profundamente sobre os processos e mecanismos subjacentes do controle de força isométrica, inclusive a transição de regimes dinâmicos.

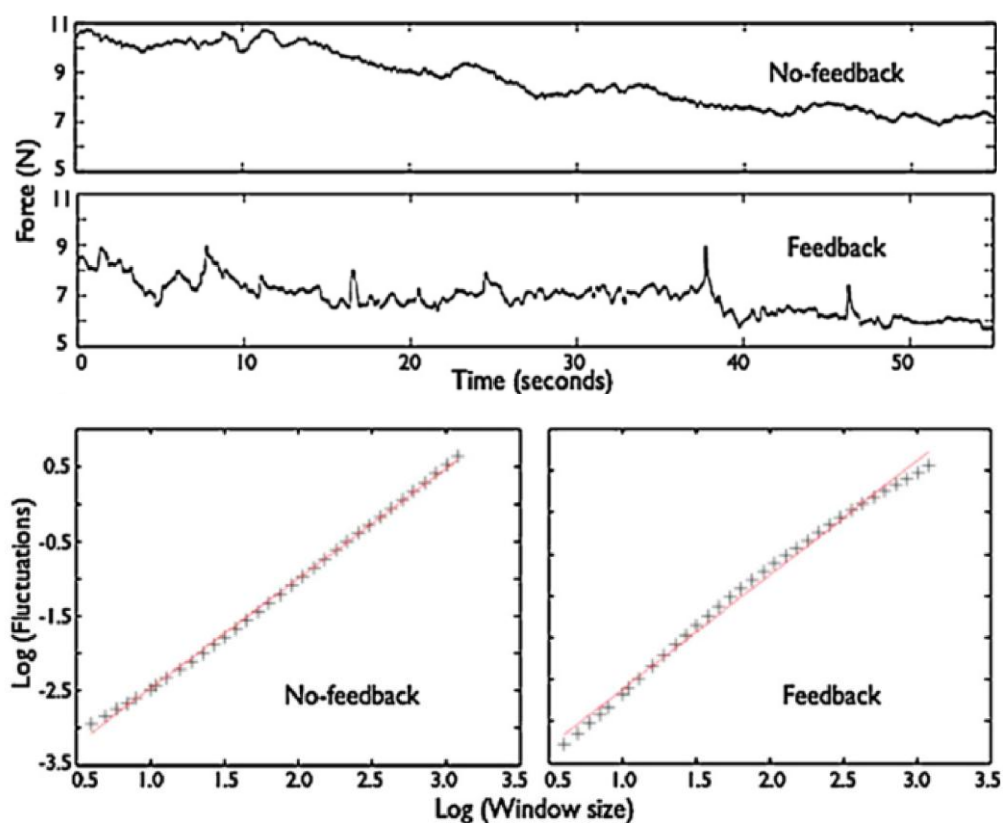


FIGURA 5 - Sinais de força isométrica e resultados para a análise de flutuação DFA de Antheya *et al.* (2012). Duas tentativas são mostradas, uma onde foi fornecido *feedback* e outra sem o seu fornecimento. O tamanho máximo das janelas da análise de flutuação é possivelmente 1 s (vide texto).

### 2.3. DAS VISÕES ANTAGÔNICAS QUANTO À NATUREZA DA VARIABILIDADE DA FORÇA ISOMÉTRICA

Newell e Slifkin (1998) fizeram um apelo pela busca da natureza da variabilidade do comportamento motor. No contexto da manutenção da força isométrica, em 1999, apresentaram metodologia e dados empíricos indicando que a variabilidade não é (completamente) atribuída a ruído branco (SLIFKIN; NEWELL, 1999) e influenciaram, por mais de uma década, dezenas de pesquisas neste contexto. Mas a literatura recente não apresenta uma resposta para a natureza desta variabilidade. Como visto anteriormente, há indícios de duas hipóteses incipientes, na literatura da variabilidade na tarefa de manutenção da força isométrica, sobre a descrição da dinâmica do sinal observado:

- H1 o controle de força isométrica advém de sinergias que constroem uma dinâmica determinística não-linear e, portanto, a variabilidade (ruidosa) é fruto de uma dinâmica caótica.
- H2 - o controle de força isométrica é um processo estocástico com correlação temporal, possivelmente MBF gerado por um processo RGF de correções.

H1 é incipiente por estar mais coerente apenas com o trabalho de Newell *et al.* (2003). Os demais trabalhos baseados na metodologia de Slifkin e Newell (1999) (entropia aproximada e análise espectral) não permitem distinção entre H1 e H2, posto que, como foi mencionada anteriormente na seção sobre métodos de análise de sistemas dinâmicos, a entropia aproximada não permite distinção entre caos e ruído colorido. Quanto a H2, aparentemente os autores aplicaram uma ferramenta de análise sem se dar conta de que seus achados implicariam nesta hipótese. Também não há evidências contra ou a favor de uma hipótese mista.

Portanto, para se investigar as mudanças da estrutura da variabilidade motora em virtude da prática, mostra-se necessário iniciar pela investigação das razões dos resultados contraditórios quanto à sua natureza. Torna-se pertinente uma fundamentação segura quanto à utilização da metodologia das

análises de séries temporais através de Sistemas Dinâmicos e Mecânica Estatística, suas limitações, premissas e interpretações.

### 3 OBJETIVOS

#### Objetivo geral

Investigar os mecanismos e processos subjacentes à aprendizagem motora: como a dinâmica muda em virtude da prática.

#### Objetivos específicos

1. Examinar as razões dos resultados contraditórios quanto à natureza da dinâmica da força isométrica: buscar um entendimento profundo quanto à utilização de ferramentas analíticas e o mapeamento adequado de conceitos do Comportamento Motor a conceitos de Sistemas Dinâmicos e Sistemas Complexos.
2. Investigar a natureza da variabilidade do sinal de força isométrica  $F(t)$ : descrever a dinâmica do sinal observado.
3. Investigar as mudanças da dinâmica da ação motora em função da prática.

## **4 SOFTWARES E INSTRUMENTO (*HARDWARE*) DESENVOLVIDOS PARA O EXPERIMENTO**

As medidas envolvidas na análise de sistemas dinâmicos exigem alto grau de precisão e acurácia. A utilização de equipamento e metodologia adequados é fundamental para o registro de sinais de alta qualidade. Neste capítulo apresenta-se a construção do Instrumento, constituído de software e hardware, e o Experimento 0, no qual realiza-se um estudo dos sinais medidos pelo equipamento construído e pela metodologia empregada, com o objetivo de validar todo o instrumento.

### **4.1. SOFTWARES**

Vários softwares foram desenvolvidos para a aquisição e análise de dados do presente estudo. Foram utilizados sistemas no ambiente LabView® para o controle e aquisição de dados da tarefa motora e no ambiente Mathematica® para a análise dos dados, citados a seguir.

#### **4.1.1. Aquisição de dados: LabForça**

O pacote LabForça (Leonardo L. Portes, Rodolfo Benda, EEFETO-UFMG, Belo Horizonte, Brasil) desenvolvido em Labview® (National Instruments Corporation, Austin TX, EUA) foi desenvolvido para calibração do equipamento, aquisição de dados e controle da coleta. É composto por três softwares: (i) um para calibração da célula de carga, a partir da colocação sucessiva de massas conhecidas (previamente mensuradas) sobre a célula de carga (FIGURA 6), (ii) outro para medição da força de contração voluntária

máxima do voluntário a partir do protocolo de Slifkin e Newell (1999), (FIGURA 7), e (iii) o último para coleta de dados e controle da sessão de coleta (FIGURA 8).

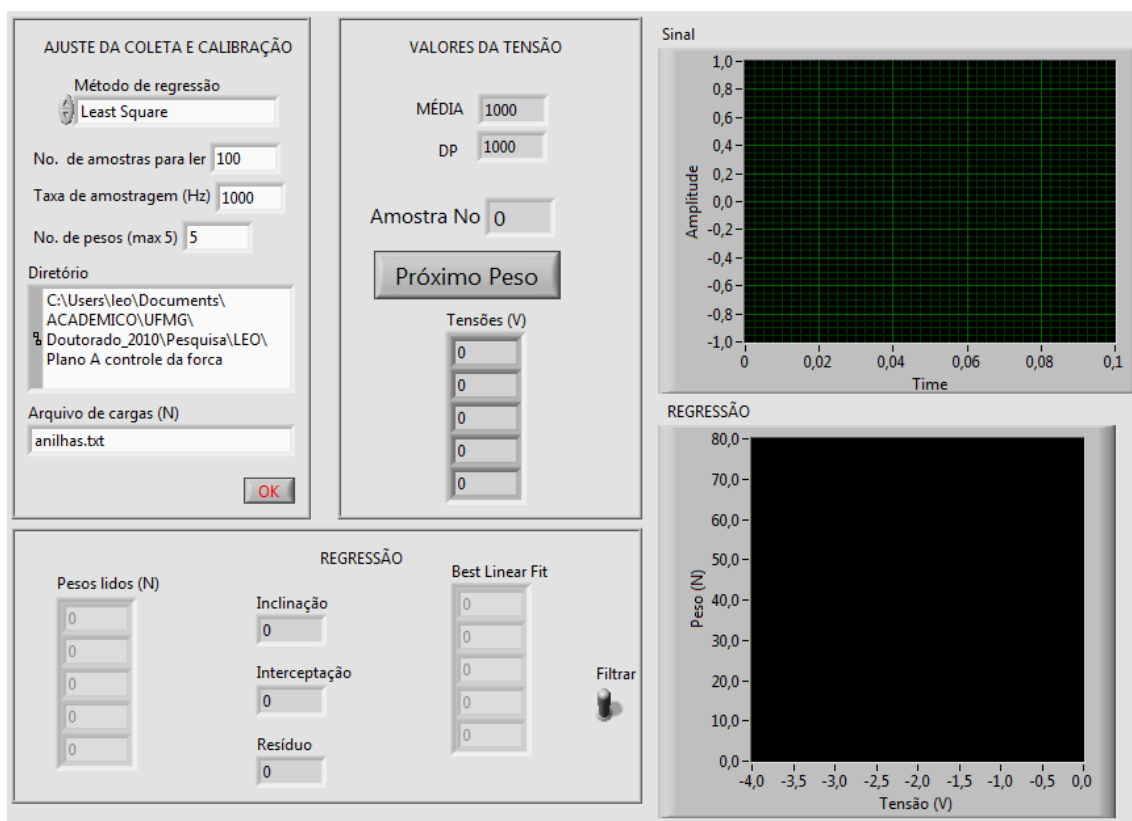


FIGURA 6 - Painel frontal do software criado para calibração do instrumento.

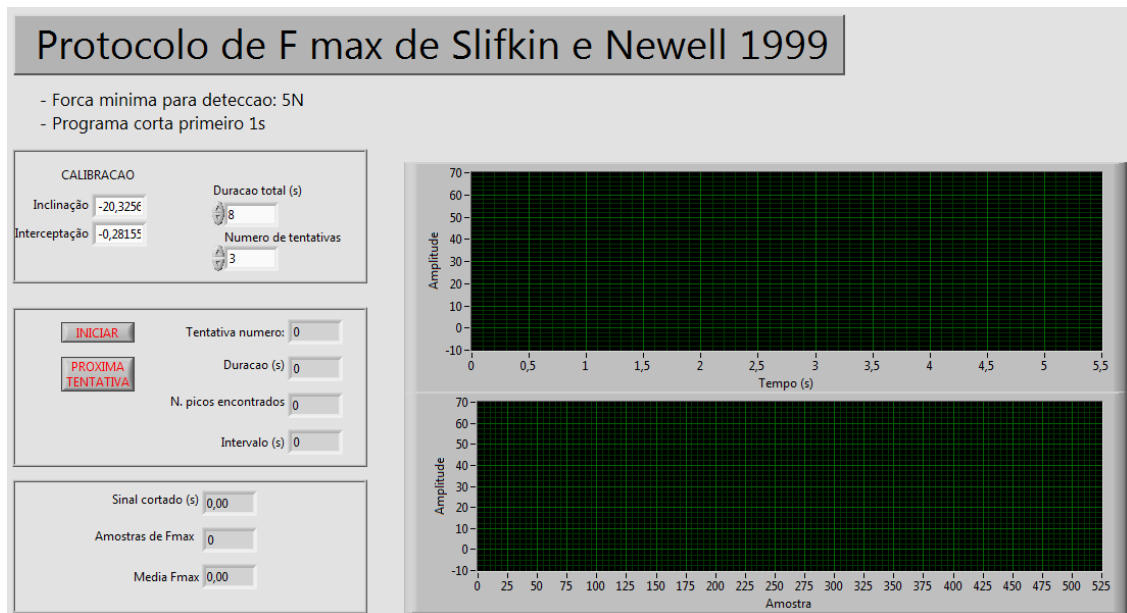


FIGURA 7 - Painel frontal do software criado para medição da força de contração voluntária máxima do voluntário a partir do protocolo de Slifkin e Newell (1999).



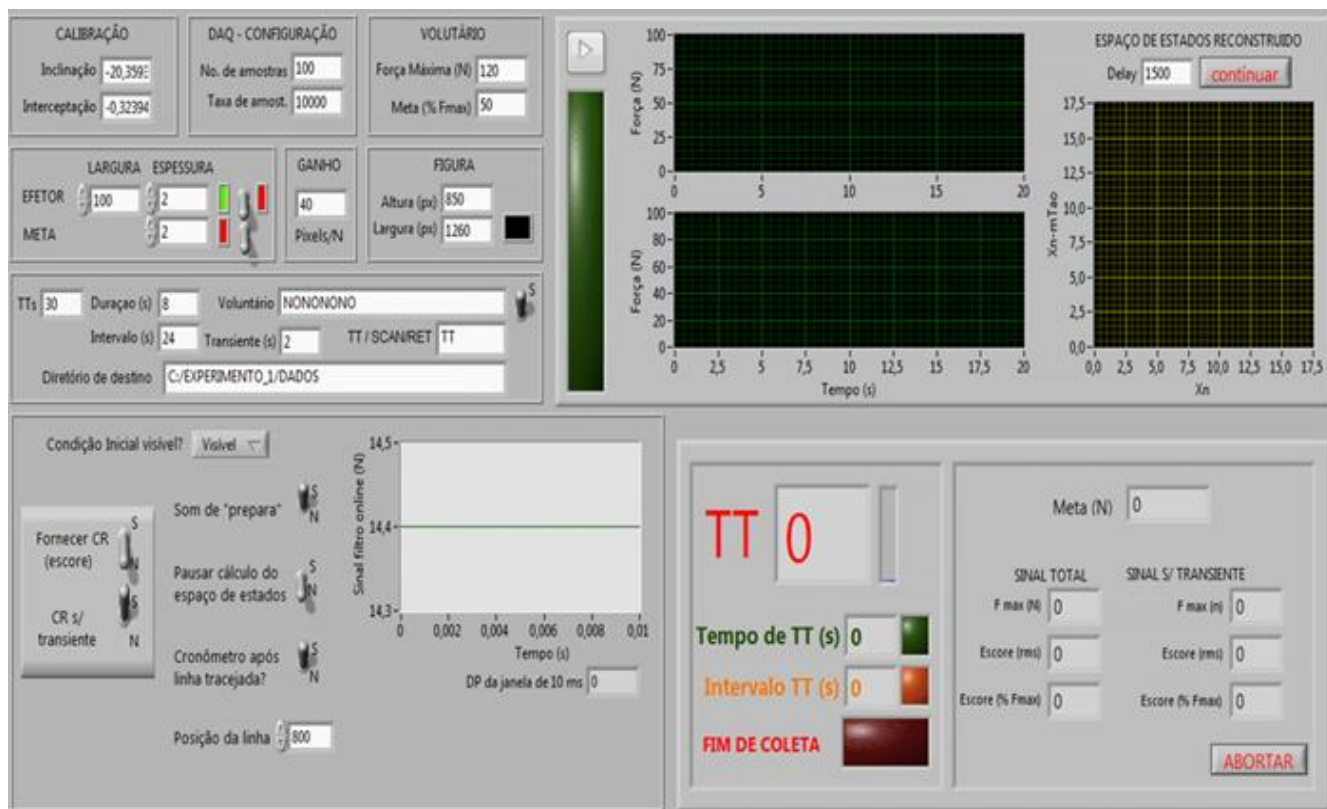


FIGURA 8 - Painel frontal do software criado para aquisição de dados e controle da sessão de coleta.

#### **4.1.2. Análise das séries temporais**

Para as análises das séries temporais foram criadas diversas rotinas no ambiente de programação Mathematica 10 ((Wolfram Research Inc., Champaign IL,USA).

#### **4.2. *HARDWARE***

Para os experimentos da pesquisa desenvolvida nesta tese foi construído um bloco sólido de concreto, com cerca de 160 kg, para ser utilizado como base de suporte para a célula de carga. A motivação foi a instabilidade observada nas mesas disponíveis no laboratório, instabilidade esta presente em qualquer mesa de escritório. Para medidas de vibração, como as desta pesquisa, é necessária a utilização de um suporte rígido e com inércia o suficiente para captar um sinal de alta qualidade, fidedigno da dinâmica intrínseca do objeto de estudo. Por exemplo, a FIGURA 9 mostra dois sinais de força isométrica, e as autocorrelações estimadas, medidas sob uma mesa de escritório referentes a dois voluntários, chamado aqui de TH e CA. A medição foi realizada num estudo piloto. A autocorrelação mostra uma contaminação por uma alta frequência na série do voluntário CA, cuja vibração intrínseca possivelmente entrou em ressonância com a mesa.

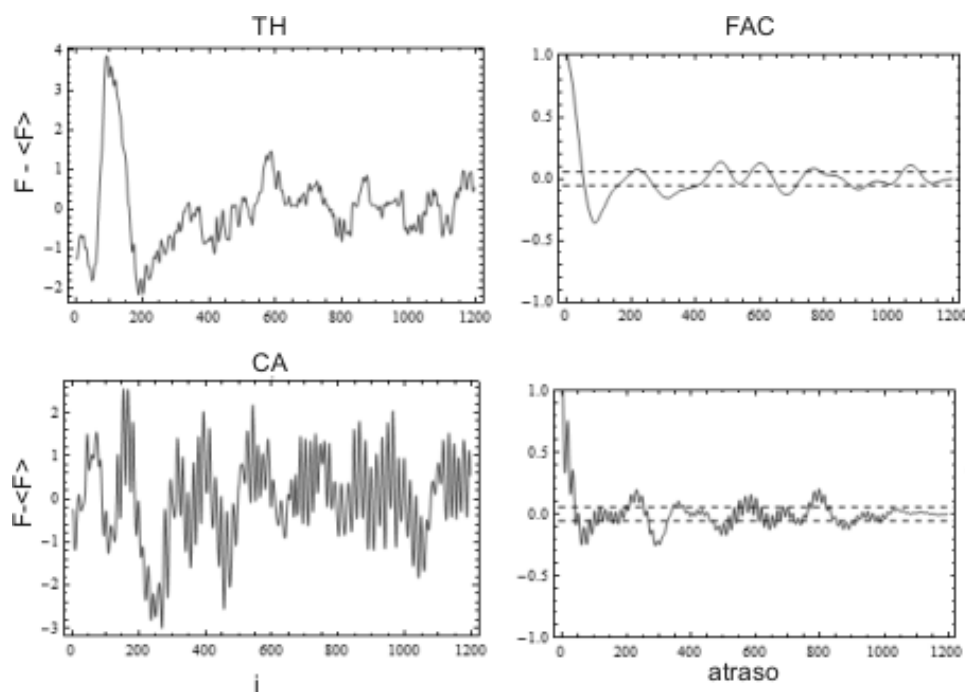


FIGURA 9 - Sinais de força isométrica e respectiva autocorrelação para dois voluntários em estudo piloto.

O suporte de concreto foi construído tendo como base um vaso de cimento de aproximadamente 40 kg e 70 cm de altura, do tipo utilizado em jardins. Ele foi levado ao local da coleta e totalmente preenchido com uma mistura de cimento e areia correspondendo a cerca de 120 kg. Após a secagem da mistura, o topo do vaso foi coberto por massa de rejunte, resistente ao esfarelamento, a qual foi modelada para formar três pontos de apoio (pés) circulares de aproximadamente 0,5 cm de altura. Utilizou-se este número de pés por fornecer a melhor estabilidade possível num plano. Após a secagem, o vaso foi posto de cabeça para baixo, tornando-se uma mesa. Sobre seu tampo foram colocados 3 cubos de aço vazados, cada um contendo uma porca presa com massa Durepox, e imersos em nova mistura de cimento e areia. Os orifícios nos quais as porcas estão fixadas servem para fixação de um suporte de aço descrito a seguir.

Foi construído um suporte de aço para ser fixado sobre a base de concreto. Esta peça permite a fixação de vários modelos de células de carga. A FIGURA 10 mostra o conjunto completo: bloco de concreto, placa de aço e

célula de carga e uma vista superior esquemática. Desta forma, obteve-se uma base de suporte com grande inércia, estável e com possibilidade de intercambiar vários tipos de células de carga graças aos orifícios para colocação de parafusos.

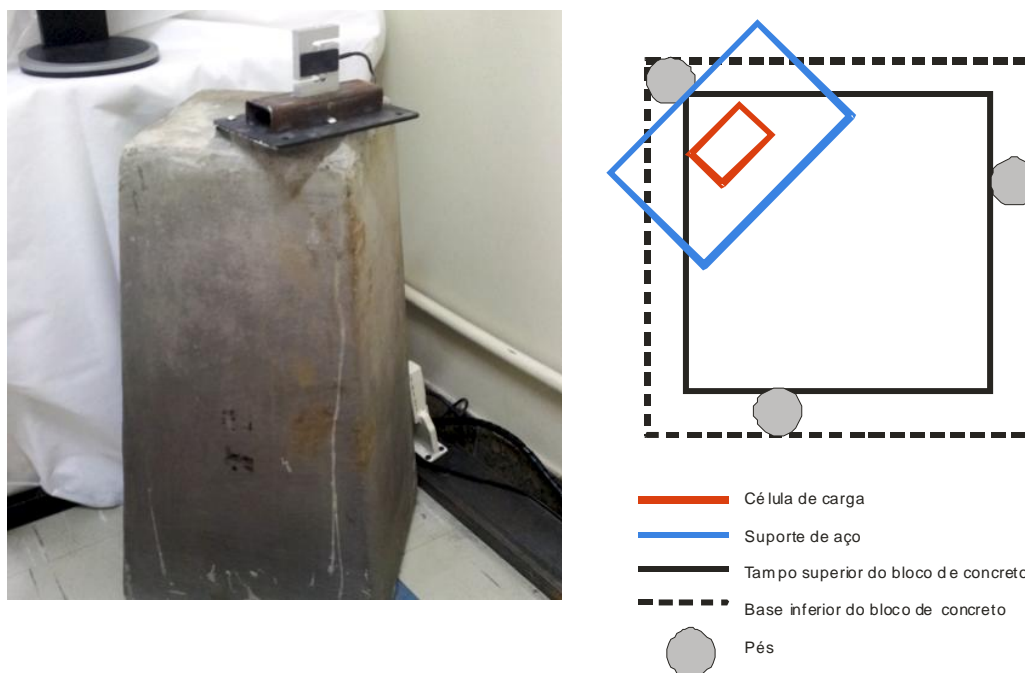


FIGURA 10 - Bloco de concreto, suporte de aço intercambiável e célula de carga no painel superior. Desenho esquemático da vista superior do conjunto mostrada no painel direito.

#### 4.3. TESTE DO INSTRUMENTO: EXPERIMENTO 0

O objetivo deste experimento foi acessar a precisão do instrumento de medida, testando toda a cadeia de medição: célula de carga, bloco de concreto, software da tarefa e coleta. O nível de contaminação do sinal original pelos modos normais de vibração do bloco de concreto foi acessado pela medição de séries de força, durante as quais foi efetuada uma pancada contra o bloco, de forma a excitar os modos de vibração deste. A precisão do conjunto célula de carga/DAQ foi acessada por medidas de séries temporais de força sem carga e com carga (anilhas de aço) sobre a célula de carga. As análises

baseiam-se nas estatísticas de média, desvio padrão ( $\sigma$ ), razão sinal/ruído (S/R) e na análise do espectro de potência (PSD) e pelo expoente de Hurst.

#### 4.3.1. Método

Utilizou-se duas anilhas de aço, de massa nominal 10 kg e 20 kg, chamadas aqui de carga 1 e 2. Estes valores de carga correspondem, aproximadamente, aos níveis médios previstos de força máxima (MVC) e à meta (50% da MVC) do Experimento 1. Desta forma, mediu-se a precisão e acurácia do instrumento próximo à faixa de operação prevista.

Em seguida, realizou-se a medição da força sobre a célula de carga em quatro situações experimentais: (i) sem carga, (ii) carga 1, (iii) carga 2 e (iv) carga 1 com vibração induzida. Na situação sem carga, nada foi colocado em cima da célula de carga. Nas situações (ii) e (iii) foram colocadas, respectivamente, as cargas 1 e 2. Na situação (iv) utilizou-se a carga 1 e durante a coleta, aproximadamente no tempo  $t = 3$  s, foi efetuada uma pancada na superfície lateral do bloco de concreto de forma a excitar os modos normais de vibração deste. A pancada foi realizada com o cabo de uma chave de fenda de 0,450 kg.

Em cada situação experimental a carga foi posicionada sobre a célula de carga e esperou-se o decaimento de vibrações produzidas por este posicionamento, por 30 s, para iniciar-se a coleta. Em seguida, coletou-se uma série de força por 20 s para as situações (i) a (iii) e 6 s para (iv), a uma taxa de 10.000 Hz. Os dados foram decimados para 200 Hz e armazenados em disco formando o banco de dados. A TABELA 1 mostra o banco de dados gerados e suas principais características. Os valores referem-se aos dados após a decimação.

TABELA 1 - Banco de dados do experimento 0, DAQ 12 bits, e suas principais características.

Série	m (kg)	Condição	No. de Elementos	Duração (s)	Taxa de amostragem (Hz)
C0	0	(i)	3979	20	200
C1	10	(ii)	3979	20	200
C2	20	(iii)	3979	20	200
C1V	10	(iv)	1179	6	200

#### 4.3.2. Resultados e discussão

Em todas as análises, o primeiro segundo de todas as séries foi cortado. As séries C0, C1 e C2 são mostradas na FIGURA 11, com suas respectivas PSD e gráfico logarítmico da PSD. É possível ver a "granulação" imposta pelo DAQ de 12 bits nos gráficos das séries, portanto sua resolução é de 0,20 N, próximo ao esperado teoricamente de 0,24 N. Na PSD nota-se um estreito pico em 60 Hz, correspondendo à contaminação do sinal oriunda da oscilação de 60 Hz da rede elétrica, e cuja amplitude inviabiliza a observação de outros ruídos. Desta forma, é mostrado o gráfico logarítmico da PSD, no qual é possível mostrar que há mais contaminação do sinal, sendo a potência distribuída por uma ampla faixa de frequências e com inclinação igual a zero, um indicativo de ruído branco gaussiano (RBG).

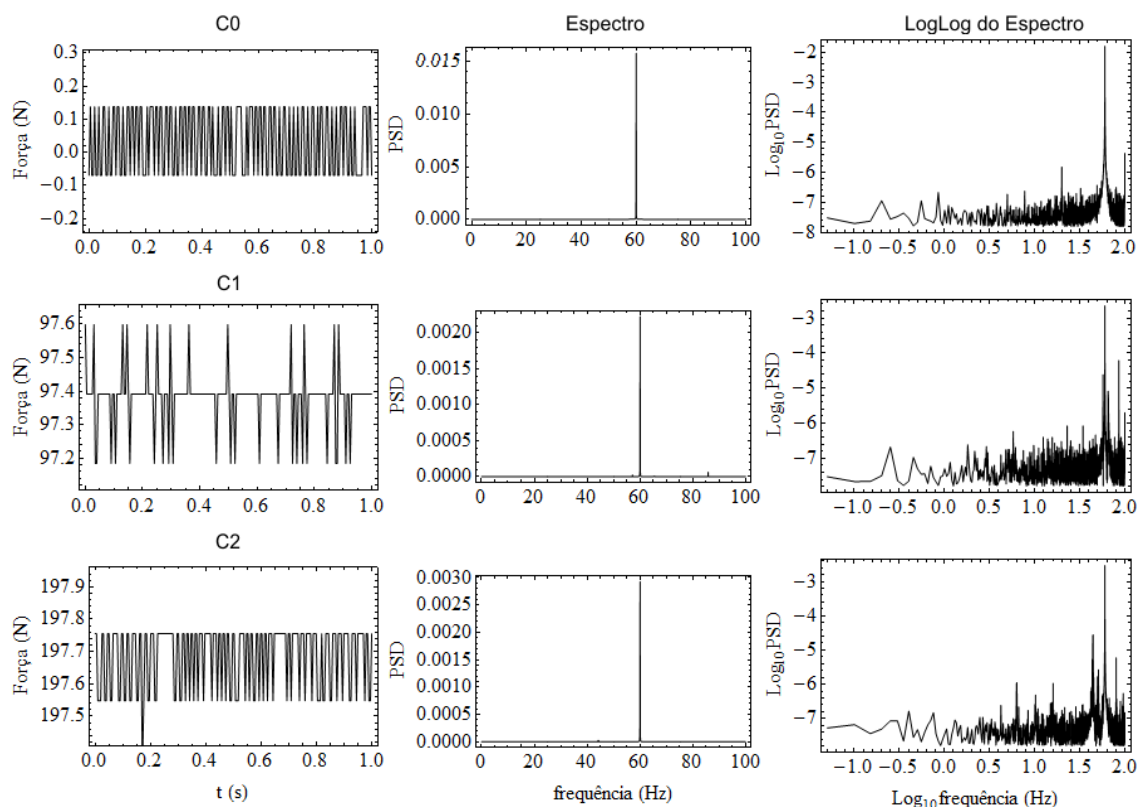


FIGURA 11 - Detalhes de 1 s dos sinais C0, C1 e C2, seguidos das respectivas densidades de potência espectral e do gráfico Log Log. A PSD foi calculada para o sinal inteiro, de 19 s (20 s - 1s inicial).

Os histogramas das séries brutas são apresentados no painel superior da FIGURA 12 e também mostram a "granulação" imposta pelo DAQ de 12 bits, sendo a distância entre os *bins* de 0,20 N (aproximadamente 20 gf). Desta forma, uma carga de 1010 g reais seria aferida como uma distribuição simétrica entre 1020 g e 1000 g (considerando um exemplo ilustrativo no qual as faixas de resolução estão exatamente nestes valores).

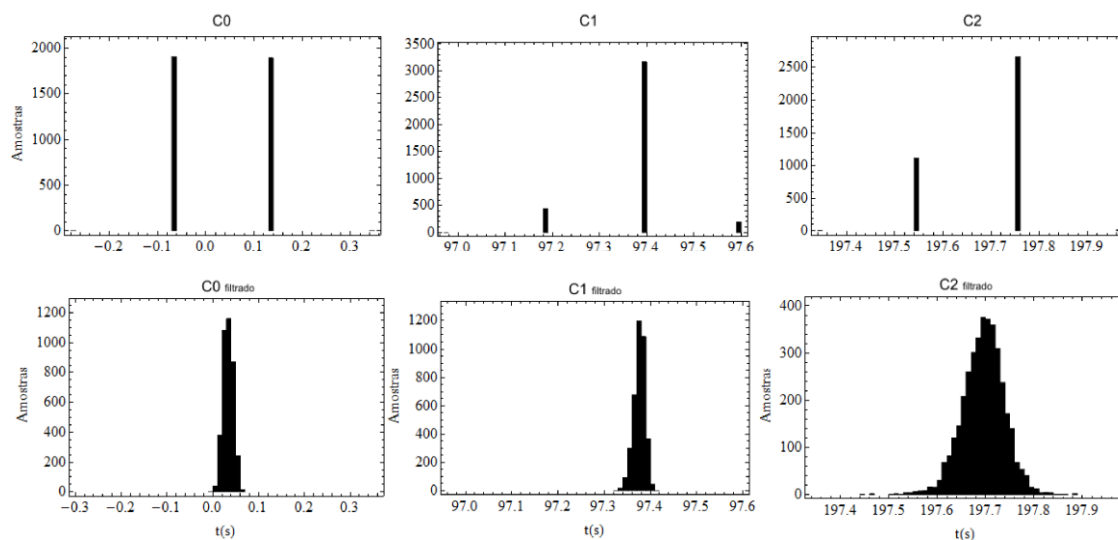


FIGURA 12 - Histogramas das séries C0, C1 e C2, painel superior, e das séries filtradas no painel inferior. É visível a discretização de 0,20 N imposta pelo DAQ de 12 bits.

A caracterização do ruído do instrumento também foi realizada pelo expoente de Hurst. Aplicou-se o estimador DFA1 (Apêndice A.2.1) nos dados da série C1. Utilizou-se a etapa de integração do algoritmo. O gráfico logarítmico da flutuação  $F$  é mostrado na FIGURA 13. O valor encontrado foi  $H=0,44\pm 0,04$ , próximo ao ruído branco gaussiano. Isto é compatível com a observação do espectro na FIGURA 11.



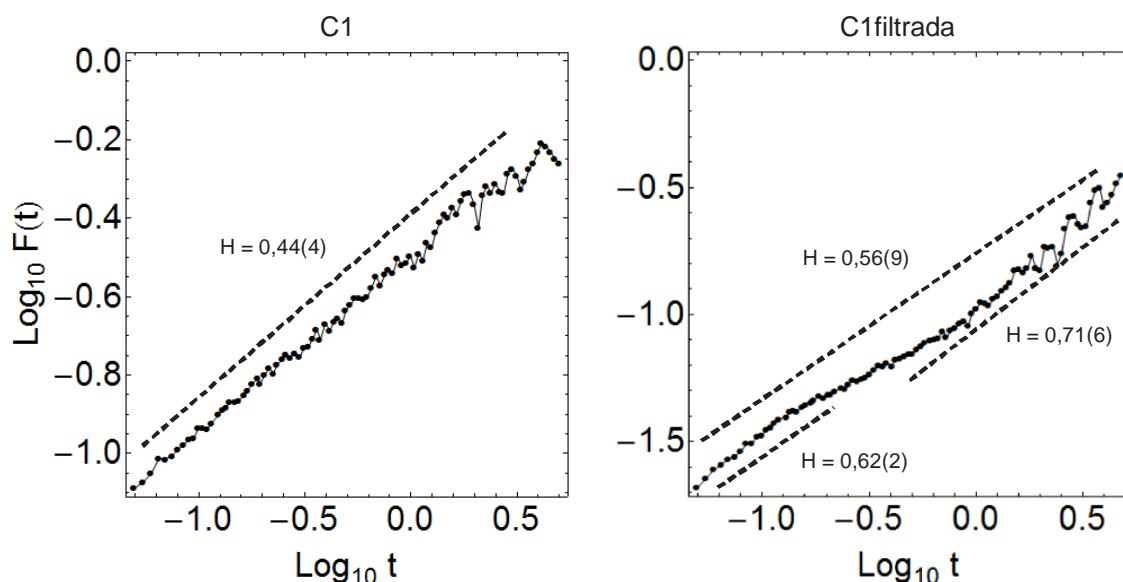


FIGURA 13 - Gráfico logarítmico da flutuação da DFA1 para estimativa do expoente de Hurst da série C1. O valor estimado é  $H=0,44\pm 0,04$ .

Pode-se melhorar a precisão da medida submetendo o sinal bruto a um filtro passa baixa, e o resultado disto é mostrado na FIGURA 14 e nos histogramas do painel inferior da FIGURA 12. Os sinais originais foram filtrados por um filtro de topologia Butterworth passa baixa, com frequência de corte de 50 Hz e ordem 12. Os parâmetros do filtro foram escolhidos de tal forma a atenuar abruptamente (ordem 12) o sinal devido à contaminação de 60 Hz da rede elétrica (corte em 50 Hz). As novas séries, filtradas, foram chamadas de C0filtrada, C1filtrada e C2filtrada. Os parâmetros do filtro foram escolhidos de forma a filtrar o ruído da rede elétrica e o dos modos normais de vibração do bloco de concreto. Comparando o pico de 60 Hz dos painéis do meio e último da FIGURA 11 e FIGURA 14 e, é possível notar uma atenuação de 3,2 vezes para a série C1 e uma forte atenuação para C2 (o pico de 60 Hz é quase inexistente).

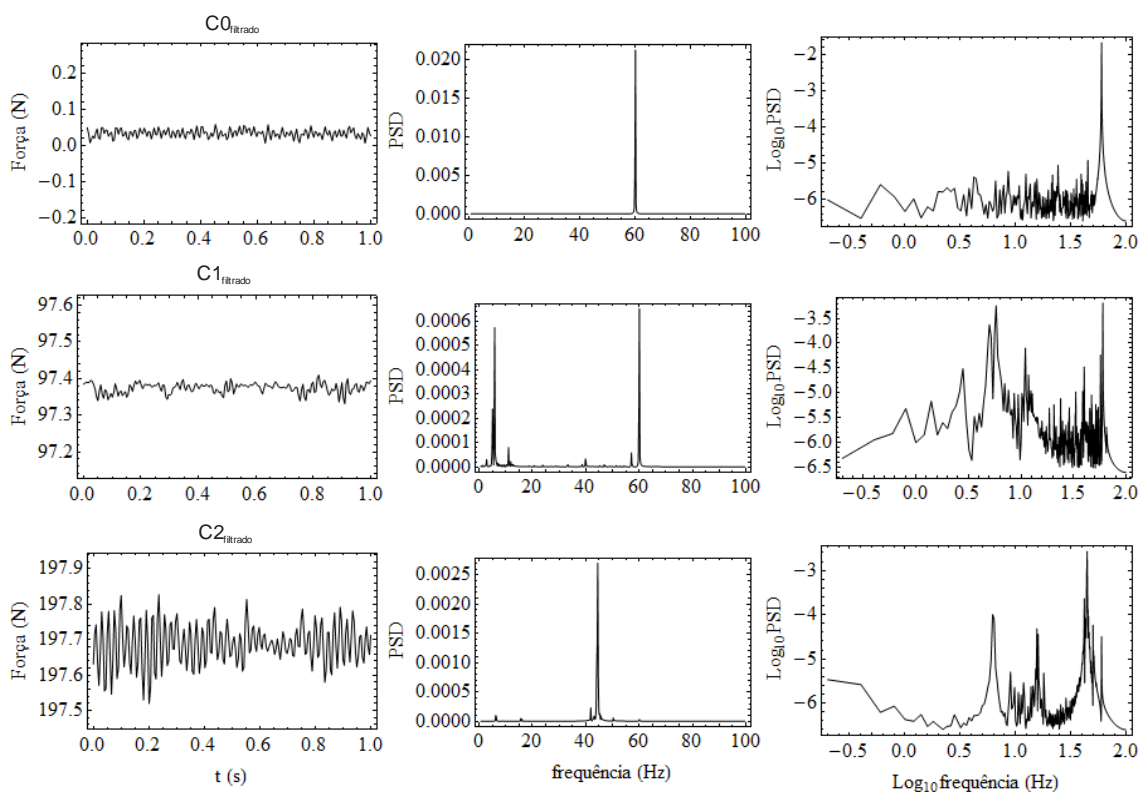


FIGURA 14 - Trecho de 1 s dos sinais filtrados C0 filtrado , C1 filtrado e C2 filtrado, seguidos das respectivas densidades de potência espectral e do gráfico Log Log destas.

A TABELA 2 mostra os valores médios e o desvio padrão das séries das situações experimentais (i) à (iii), a modificação destas estatísticas devido ao filtro no pós processamento (séries C\_filtrada) e as frequências mais relevantes de contaminação dos sinais. A razão S/R foi calculada como a média do sinal (valor real da carga) dividida pelo desvio padrão.

TABELA 2 - Estatísticas das séries brutas de força e das séries filtradas, seguidas do tipo detectado de contaminação do sinal.

Série	$\langle F \rangle$ (N)	$\sigma$ (N)	S/R	Frequência de contaminação detectada
C0	0,03	0,10	0,29	RBG e 60 Hz
C1	97,38	0,08	1191,68	RBG e 60 Hz
C2	197,69	0,10	2038,40	RBG e 60 Hz
C0filtrada	0,03	0,01	2,94	RBG e outros
C1filtrada	97,38	0,01	9543,24	RBG e outros
C2filtrada	197,70	0,05	4306,12	RBG e outros
C1V1	-	-	51	60 Hz e > 65,4 Hz

O sinal amostrado da situação experimental (iv) e sua respectiva PSD são mostrados na FIGURA 15. Verifica-se que os modos de vibração do bloco de concreto induzem duas frequências principais, uma com 65,7 Hz e outra centrada em 82,4 Hz. O pico do ruído da rede elétrica está presente, mas sua amplitude é cerca de 20 vezes menor que o pico de 65,7Hz. Desta forma, um sinal cuja PSD fosse distribuída por várias frequências, como é o caso do sinal de força isométrica a ser coletado nos Experimentos 1 e 2, teria estas duas frequências amplificadas devido ao fenômeno de ressonância com os modos normais de vibração do bloco. a razão S/R para este sinal foi calculada como a amplitude máxima, pico a pico, das oscilações decorrentes das vibrações induzidas pela pancada contra o bloco e o ruído de fundo previamente calculado,  $\sigma = 0,08$  N (para o nível de carga usado).

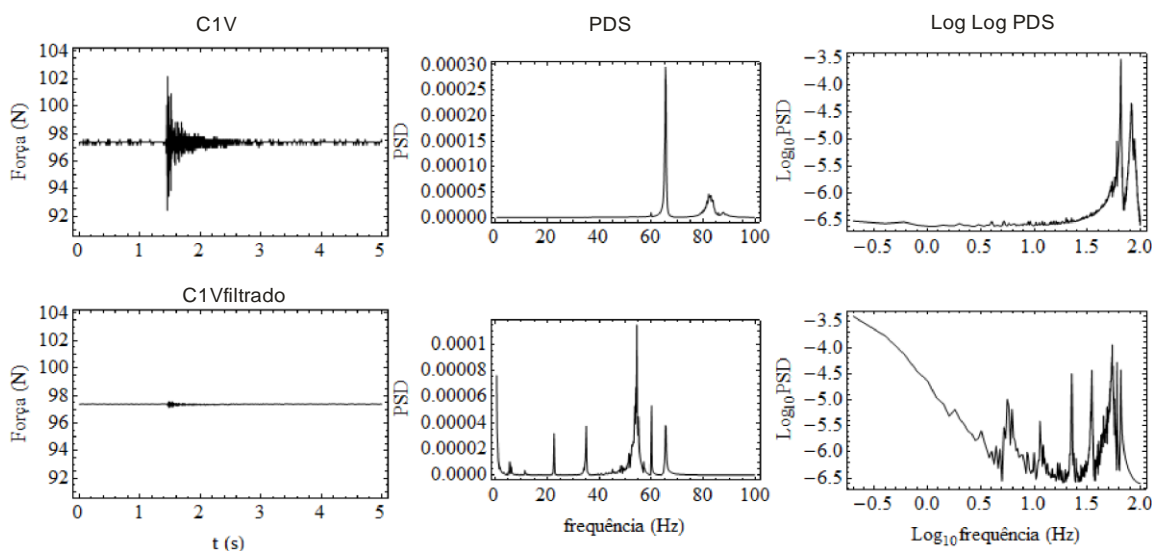


FIGURA 15 - Sinal amostrado da vibração do bloco de concreto com a carga 1, sua PSD e o gráfico Log Log da PSD. Painel superior refere-se aos dados brutos e o inferior após a filtragem.

### 4.3.3. Conclusão

O bloco de concreto possui modos de vibração cujas frequências são muito superiores às investigadas em voluntários humanos, que são no máximo de 10 Hz (SLIFKIN; NEWELL, 1999), sendo adequado para utilização nos experimentos desta pesquisa. Desta forma, os dados podem ser filtrados adequadamente por um filtro passa baixa de frequência de corte inferior a 50 Hz e de ordem elevada, eliminando a contaminação de 60 Hz da rede elétrica e dos modos normais de vibração do bloco detectados.

O desvio padrão das séries filtradas foi da ordem de 0,01 N (ou 1 gf), representando uma precisão relativa de 0,01% considerando sinal médio de 100 N (10 Kg) a ser produzido pelos participantes dos Experimentos 1 e 2. Esta precisão alcançada pelo DAQ de 12 Bits é adequada para o emprego de ferramentas de análise não linear

## 5 MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo inicia com a obtenção de um banco de dados de séries temporais comportamentais de indivíduos submetidos à prática de uma tarefa de manutenção da força isométrica (seção 4.1). Na seção 4.2, realizou-se uma análise do desempenho dos participantes, apresentando-se evidências de que ocorreu aprendizagem (no sentido de modificações relativamente permanentes do desempenho) e sugeriu-se a possibilidade de haver duas dimensões independentes do desempenho. Os objetivos específicos 1 e 2 foram abordados na seção 4.3, na qual buscou-se agrupar e discutir um conjunto de resultados e *insights* sobre a dinâmica da força isométrica fornecidos por diversas técnicas de análise de séries temporais. Na seção 4.4, as ferramentas de análise selecionadas nesta seção, bem como o mapeamento de conceitos do Comportamento Motor em conceitos de Sistemas Dinâmicos e Sistemas Complexos, foram aplicados na investigação das mudanças da dinâmica da força isométrica em virtude da prática (objetivo específico 3).

### 5.1. AMOSTRA

Participaram do experimento 10 universitários sem experiência na tarefa, de ambos os sexos, faixa etária entre 18 e 35 anos e que se auto reportaram como sendo destros. Todos reportaram ter visão normal ou corrigida, bem como nenhuma desordem neuromuscular ou lesão. Os voluntários assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido de participação, aprovado pelo Comitê de Ética na Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais – COEP/UFMG (CAAE 10826013.4.0000.5149).

## 5.2. INSTRUMENTO E TAREFA

Os participantes realizaram a tarefa sentados numa cadeira posicionada à frente de uma mesa de concreto (massa aproximada de 160 kg) sobre a qual foi fixada uma célula de carga tipo S, de capacidade 20 kg (Alfa Instruments, São Paulo, Brasil) - (FIGURA 16.a). Um monitor externo de 17 polegadas (Samsung), foi posicionado à frente para fornecimento de *feedback* visual concomitante FIGURA 16.b. A alimentação da célula de carga e amplificação do sinal foram realizados por um amplificador/excitador PA-10 (Pulse Eletronic). O sinal analógico do PA-10 foi digitalizado pelo conversor analógico/digital DAQ 6008 (National Instruments) de 12 bits e transmitido a um computador portátil (Toshiba Satellite A665). O pacote LabForça (Apêndice A) foi utilizado para a leitura do sinal digitalizado e geração do *feedback* visual no monitor.

A tarefa consistiu na manutenção do nível de 50% da MVC durante o tempo da tentativa, pressionando-se a célula de carga para baixo com a parte calosa da mão direita. *Feedback* visual foi fornecido na tela do monitor (FIGURA 16.b). Uma linha central vermelha indicou a meta da tarefa (nível de força requisitado). Uma linha verde teve sua posição vertical associada à força exercida sobre a célula de carga, indicando o nível de força aplicado com um ganho de 40 pixels por Newton, sendo chamada de *linha efetora*. Uma linha amarela pontilhada próxima ao limite inferior da tela, ao se tornar verde, foi o sinal para início da tentativa. O tempo de amostragem foi contado a partir do momento no qual a linha efetora superou a linha pontilhada. No início da tentativa a linha efetora verde se encontrava abaixo esta linha se encontrava abaixo da linha pontilhada, não visível no monitor.

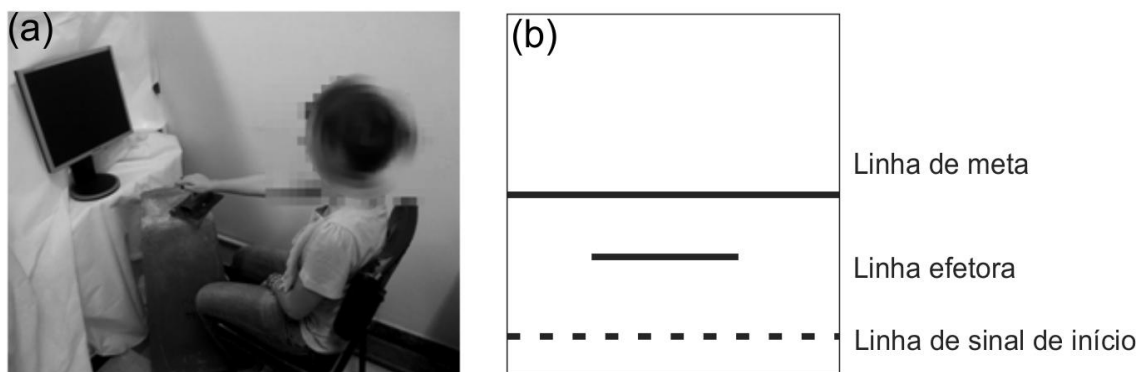


FIGURA 16 - Instrumento para a tarefa de controle de força isométrica (a). *Feedback* simultâneo apresentado ao voluntário através do monitor (b).

### 5.3. DELINEAMENTO

Os participantes realizaram as tentativas da tarefa com a meta de 50% da MVC. Três tentativas de 20 s, com intervalo de 80 s, foram realizadas como pré-teste (FIGURA 17). Foram realizados 10 blocos de três tentativas de prática, com duração de 8 s. O intervalo foi de 34 s entre tentativas, e a cada seis tentativas (dois blocos) houve um intervalo de 120 s. Foram realizadas três tentativas de 20 s, com intervalo de 80 s, após 2 min do último bloco de prática como pós-teste e 24h após como teste de retenção. Conhecimento de resultados do desempenho (CR terminal) foi fornecido imediatamente após cada tentativa de prática (DEUTSCH; NEWELL, 2004), no canto superior do monitor, em números inteiros como sendo  $100 \times \%RMSE$  (desvio quadrático médio). Nas tentativas dos testes de aprendizagem não foi fornecido CR terminal. Em todas as tentativas (de prática e testes de aprendizagem), foi fornecido *feedback* visual concomitante (FVC) através da posição da linha efetora e da linha de meta. A máxima contração voluntária (MVC) dos participantes foi estimada 6 min antes da primeira tentativa do pré-teste. Os voluntários foram instruídos a realizarem uma força máxima para baixo sobre a célula de carga. Nenhum *feedback* visual foi fornecido. Foram realizadas três tentativas de 8 s, com intervalo de 60 s. A MVC foi estimada como a média dos dez picos de força de cada tentativa (ATHREYA; VAN ORDEN; RILEY, 2012; SLIFKIN; NEWELL, 1999).

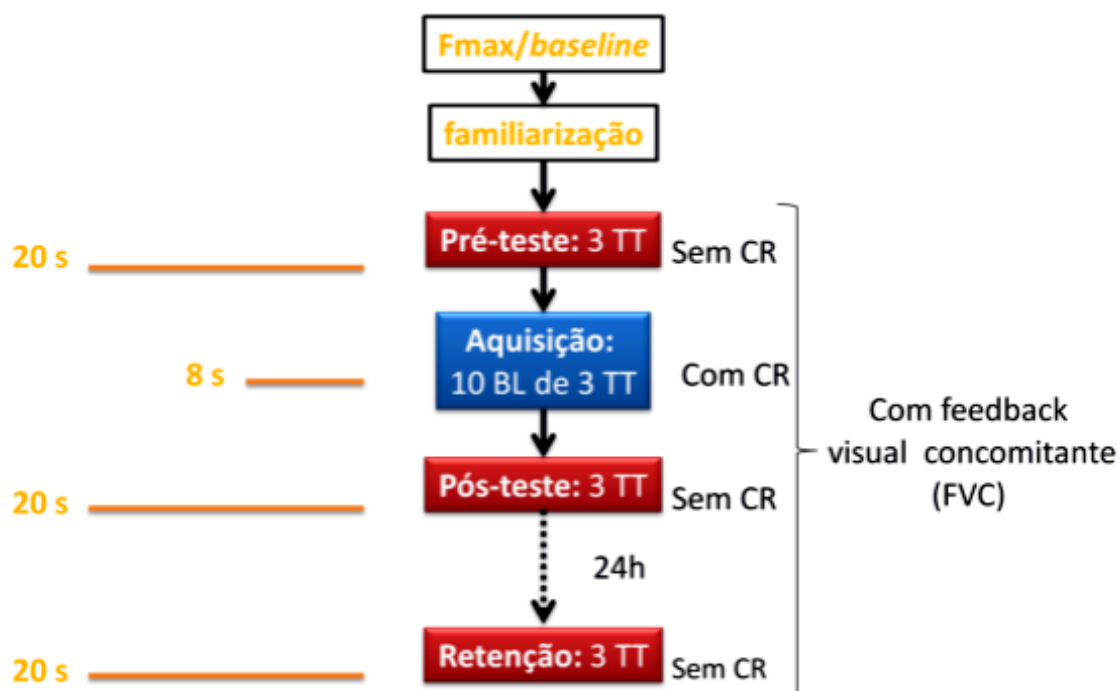


FIGURA 17 - Delineamento experimental. O fornecimento de conhecimento de resultado (CR) é realizado apenas nas tentativas de prática.

#### 5.4. PROCEDIMENTOS

A coleta foi realizada no laboratório do Grupo de Estudos em Desenvolvimento e Aprendizagem Motora da Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da UFMG (GEDAM-EEFFTO/UFMG). Foi apresentado ao voluntário o termo de consentimento livre e esclarecido para assinatura, sendo explicado de forma geral o caráter da pesquisa. Eventuais dúvidas foram sanadas pelo pesquisador.

No início do experimento, foi padronizada a posição do voluntário e da cadeira em relação à célula de carga. Durante as tentativas, foi adotada uma postura padrão, com a parte calosa da mão direita apoiada sobre a célula de carga com extensão de cotovelo, sem protrusão de ombro, pés apoiados no chão e projetados sob os joelhos, mão contradominante apoiada sobre a perna. A distância da cadeira foi regulada para se alcançar a posição padrão bem



como o conforto do participante. O alinhamento lateral da cadeira foi determinado pelo posicionamento do membro efetor no plano sagital. A partir destas restrições, a posição da cadeira foi mantida fixa ao longo de toda a coleta.

Uma familiarização foi realizada antes do pré-teste, na qual se solicitou que o participante movesse a linha efetora, pressionando a célula de carga, de forma que a linha se movesse até o topo da tela e descesse completamente por três vezes consecutivas. Não foi permitido que o voluntário estabilizasse a linha em lugar algum. Apresentou-se a tarefa através de instrução verbal ao voluntário, o qual deveria mover a linha efetora até atingir rapidamente e se manter o mais estável possível o nível de força requisitado (ATHREYA; VAN ORDEN; RILEY, 2012; DEUTSCH; NEWELL, 2004). Foi explicado ao voluntário que: um sinal sonoro (*beep*) seria produzido como sinal de preparação antes de cada tentativa, indicando que deveria posicionar a parte calosa da mão sobre a célula de carga; após um intervalo aleatório entre 1 s e 5 s do *beep*, a linha pontilhada se tornaria verde, indicando que poderia iniciar a tentativa (produção de força). Foi enfatizado que o sinal verde indicava que o participante poderia começar quando quisesse a tentativa, pois o tempo de tentativa seria contado somente a partir do momento no qual a linha efetora cruzasse a linha pontilhada. Portanto, explicou-se que o desempenho da tarefa não dependia de uma reação rápida, mas que a partir da decisão de iniciar a tentativa, o participante deveria alcançar o mais rapidamente a linha de meta e manter o mais estavelmente possível o nível de força requisitado.

Foi seguido o protocolo de comprometimento com a tarefa, utilizado por Slifkin e Newell (1999). Tal protocolo consistiu numa planilha, na qual o participante anotou o CR terminal imediatamente após cada tentativa de prática. Após cada bloco de tentativas, o pesquisador forneceu o valor médio de desempenho do bloco em questão, o qual foi também anotado pelo voluntário. Após cada bloco, o voluntário pôde observar livremente a planilha para analisar sua evolução.

## 6 ANÁLISE DE APRENDIZAGEM DA TAREFA: RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 6.1. VARIÁVEIS DEPENDENTES

Foram analisadas três variáveis associadas ao desempenho dos participantes na tarefa, apresentadas a seguir.

Variável de quantificação do desempenho:

- Desvio quadrático médio do sinal de força percentual, RMSE%.

Variáveis associadas ao desempenho:

- Desvio padrão do sinal de força percentual, DP%. É uma medida da magnitude da variabilidade da ação motora.
- Erro absoluto da força média (percentual), EAFM% (justificada a seguir).

Para justificar a inclusão das variáveis DP% e EAFM% na análise, é necessário tecer alguns comentários puramente matemáticos quanto à relação entre o RMSE, o desvio padrão (DP) e a média de um sinal.

O RMSE depende (matematicamente) tanto do DP de um sinal quanto do desvio do valor médio deste sinal em relação ao ponto de referência ao qual se refere o RMSE. Do ponto de vista da Aprendizagem Motora, este último seria o desvio da média em relação à "meta" da tarefa, e portanto pode ser associado ao conceito de erro absoluto (EA). Assim, uma diminuição do RMSE% após a prática pode resultar de seis cenários distintos quanto ao comportamento do EA e do desvio padrão: uma combinação na qual um deles diminui, enquanto o outro (i) permanece constante, (ii) diminui ou até mesmo (iii) aumenta. Logicamente, uma diminuição do RMSE com um aumento do DP (ou do EA) implica necessariamente que este aumento seja sutil em relação à necessária diminuição da outra variável associada, o EA (ou DP). Como estas medidas foram estimadas a partir do sinal  $F\%(t)$ , seguiram a nomenclatura DP% e EAFM%.

Este fato implica na possibilidade de haver melhora do desempenho (diminuição do RMSE% em função da prática) em decorrência de dois fatores distintos e (matematicamente) independentes: DP% e erro absoluto da força média em relação à meta da tarefa (EAFM%). Além disto, ao se associar o fato matemático ao conceito de mecanismo, pode-se afirmar que há dois mecanismos (matemáticos) independentes influenciando o RMSE%. Este insight remete à possibilidade de se utilizar o DP% e o EAFM% como variáveis de análise para inferir a existência de mecanismos neurofisiológicos atuando de forma distinta na aprendizagem da tarefa. Desta forma, à análise clássica do desempenho de tarefas de controle de força isométrica mediante o RMSE% foram adicionadas as análises do EAFM% e do DP%.

## 6.2. TRATAMENTO DOS DADOS E ANÁLISE ESTATÍSTICA

O sinal de força no tempo,  $F(t)$ , de cada participante foi pré-processado por um filtro Butterworth passa-baixa de ordem 12, com frequência de corte de 40 Hz. Em seguida, o sinal foi decimado (reamostrado), para uma taxa de amostragem efetiva de 200 Hz. Os 3 s iniciais de cada série foram removidos, sendo um critério comum na análise de sinais fisiológicos para evitar *transientes iniciais*. Cada uma das nove séries temporais de um participante (três de pré-teste, três de pós-teste e três de teste de retenção) foi transformada em série percentual em relação à MCV do participante através da expressão  $F\%(t) = \frac{F(t)}{MCV} \times 100$ . Desta forma, o banco de dados foi formado por 90 séries temporais  $F\%(t)$  (com cerca de 3.360 pontos cada).

As variáveis dependentes RMSE%, DP% e EAFM% foram calculadas para cada uma das 90 séries  $F\%(t)$ . Para representar o desempenho do participante num dado momento experimental, foi tomada a média das três tentativas do pré-teste, do pós-teste e do teste de retenção - desta forma, cada participante foi caracterizado por uma variável dependente (média) em cada momento experimental.

Quanto à análise estatística, primeiramente verificou-se a normalidade da amostra pelo teste de Shapiro-Wilk. Realizou-se uma ANOVA para medidas repetidas para testar a hipótese nula de que não há diferença na variável dependente em função dos diferentes momentos experimentais de pré-teste, pós-teste e retenção. Adotou-se a diferença significativa caso  $p < 0,05$  e, em caso positivo, seguiu-se com o teste *post hoc* de Bonferroni para localização das diferenças.

### 6.3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O desempenho do grupo, RMSE%, apresentou diferença significativa,  $\lambda$  de Wilks = 0,165,  $F(2,8) = 20,232$ ,  $p = 0,001$ ,  $\eta^2 = 0,835$  e poder de 0,998 (FIGURA 18). O *post hoc* indicou que o RMSE% foi maior no pré-teste em relação ao pós-teste ( $p = 0,041$ ) e à retenção ( $p = 0,001$ ), e que não houve diferença entre o pós-teste e retenção ( $p = 1$ ). Estes resultados indicam que o desempenho do grupo sofreu uma melhora relativamente permanente com a prática. Daqui por diante referir-se-á que ocorreu aprendizagem, no sentido de Magill (2000), como uma melhora relativamente permanente do desempenho em função de prática. Num sentido mais amplo, proposto por Magill e Anderson (2007), a aprendizagem deve ser inferida verificando-se a adaptabilidade. Neste sentido, o paradigma experimental deveria envolver um teste de retenção com perturbações (diferente do executado neste pesquisa). Contudo, não seria possível separar a mudança na estrutura da variabilidade do sinal  $F(t)$  que se deve à aprendizagem daquele que se deve à adaptação perante a perturbação, não sendo compatível com os objetivos do presente estudo.

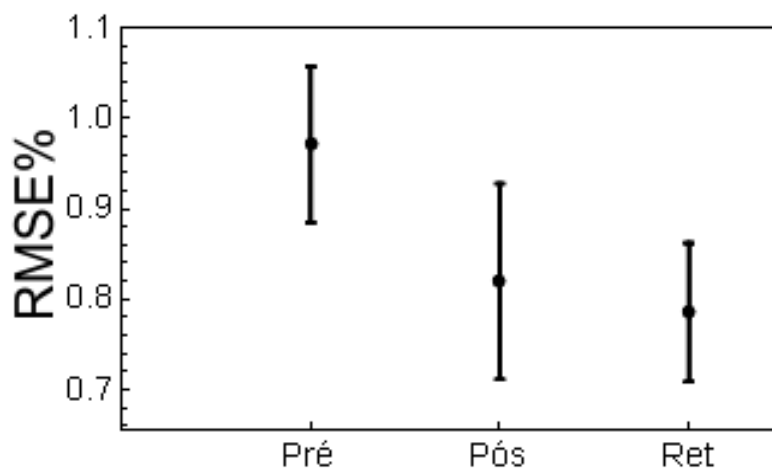


FIGURA 18 - Desempenho na tarefa, RMSE% ( $\pm$ erro padrão), para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

A magnitude da variabilidade, DP%, apresentou diferença significativa,  $\lambda$  de Wilks = 0,3,  $F(2,8) = 9,345$ ,  $p = 0,008$ ,  $\eta^2 = 0,7$  e poder de 0,895 (FIGURA 19). O *post hoc* indicou que o DP% foi maior no pré-teste em relação ao pós-teste ( $p = 0,012$ ) e à retenção ( $p = 0,01$ ), e que não houve diferença entre o pós-teste e retenção ( $p = 1$ ).

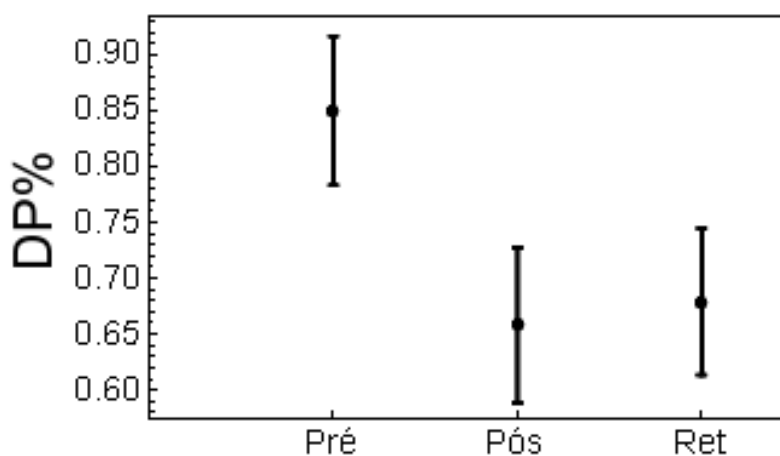


FIGURA 19 - Magnitude da variabilidade, DP% ( $\pm$ erro padrão), para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

A ANOVA não indicou diferença significativa para o EAFM%, Wilks = 0,562,  $F(2,8) = 3,12$ ,  $p = 0,1$ ,  $\eta^2 = 0,438$  e poder de 0,44 (FIGURA 20).

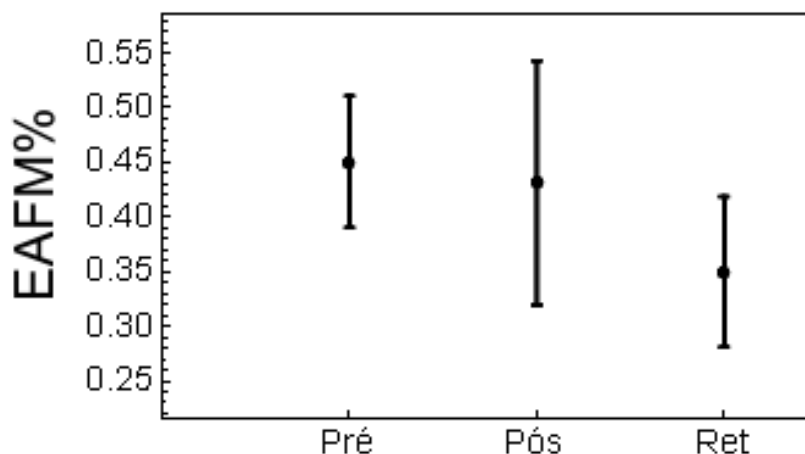


FIGURA 20 - Erro absoluto da força média, EAFM% ( $\pm$ erro padrão), para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

Os resultados sugerem que, nesta tríade pessoa, ambiente e tarefa (TPAT) e com a quantidade de prática fornecida, o mecanismo neurofisiológico que levou à melhoria do desempenho e à sua manutenção (em 24h) operou sobre o DP. Quanto ao mecanismo neurofisiológico envolvido no controle do valor médio da força, EAFM, pode-se conjecturar-se diversas hipóteses, como:

1. Este mecanismo já se encontrava em seu limite neurofisiológico, não sendo passível de melhoria.
2. A quantidade de prática não foi suficiente para induzir uma melhoria no sistema de controle do valor médio da força.
3. A TPAT não exigiu um esforço maior deste sistema, sendo suficiente o foco sobre o mecanismo que atua sobre o DP.

Embora os resultados obtidos não permitam avançar mais nestas questões, a hipótese 3 traz consigo uma harmonia entre o pensamento evolucionista (Darwinista) e o que se espera de interação ótima entre um sistema biológico e sua vizinhança: relação ótima entre gasto energético e desempenho. Se há dois mecanismos a serem acoplados para controlar a força, suas "relações de otimização" serão diferentes e dependentes do contexto (sujeito, ambiente, tarefa). Segurar um copo com um pequeno DP da força é menos arriscado que fazê-lo com menor controle do valor médio: o copo pode simplesmente não ser direcionado ao local adequado, seja ele à boca ou a um ponto da mesa. Isto pode ser claramente observado no contexto

do Desenvolvimento Motor, observando-se o desenvolvimento do controle motor de crianças. Permitir maior liberdade ou flexibilidade ao DP pode implicar em menor alocação de recursos vitais (gasto energético, processamento de informação etc.). O fato de a prática permitir a diminuição do DP sugere que estes recursos podem ser alocados em função de demandas ambientais e da tarefa.

#### 6.4. SUMÁRIO E CONCLUSÃO

Quanto à análise do desempenho (RMSE%), esta foi desmembrada em dois fatores distintos, DP% e EAFM%. Matematicamente, o DP% e o EAFM% são variáveis independentes entre si que podem influenciar de forma independente o RMSE%, e doravante serão chamadas de "dimensões" (*latu sensu*) do desempenho. Estas variáveis são associadas a mecanismos matemáticos distintos que atuam sobre o RMSE%. Isto sugere a possibilidade de investigação de mecanismos neurofisiológicos distintos atuando no desempenho e aprendizagem da tarefa e, portanto, também a possibilidade da ocorrência de *superposição diferentes dinâmicas*.

Estes resultados indicam que:

1. Ocorreu aprendizagem em decorrência da prática, no sentido de Magill (MAGILL 2000).
2. A melhora do desempenho (RMSE%) foi em decorrência da diminuição do DP%, e não de uma aproximação do valor médio da força ao valor estipulado como meta da tarefa (diminuição do EAFM%). Portanto, pode-se sugerir a possibilidade de dois mecanismos/processos (neurofisiológicos) independentes atuarem nestas diferentes dimensões do desempenho.

## 7 ANÁLISE DA DINÂMICA DA FORÇA ISOMÉTRICA: RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, iniciou-se a análise da estrutura do sinal de força no tempo,  $F(t)$ . Abordou-se os dois primeiros objetivos específicos, a saber:

1. Examinar as razões dos resultados contraditórios quanto à natureza da dinâmica da força isométrica : buscar um entendimento profundo quanto à utilização de ferramentas analíticas e o mapeamento adequado de conceitos do Comportamento Motor a conceitos de Sistemas Dinâmicos e Sistemas Complexos.
2. Investigar a natureza da variabilidade do sinal de força isométrica  $F(t)$ : descrever a dinâmica do sinal observado.

Ao mesmo tempo em que foram aplicadas as ferramentas de análise, procurou-se por *insights* sobre os mecanismos e processos subjacentes ao que foi revelado por cada uma destas análises em separado e por elas em conjunto. Algumas discussões implicaram diretamente na escolha das ferramentas de análise subsequentes. No contexto de um estudo de caso, utilizando-se os dados do participante V5 de forma ilustrativa, foram apresentadas evidências dos motivos que levaram às hipóteses incipientes conflitantes quanto à dinâmica da força isométrica na literatura do Comportamento Motor. Nesta perspectiva, buscou-se simultaneamente (i) desconstruir algumas análises padrão encontradas na literatura (no sentido de discutir e ter ciência de suas fundamentações teóricas, premissas básicas, *insights* fenomenológicos, limitações e armadilhas) e (ii) construir um conjunto coeso de técnicas adequadamente mapeadas em conceitos do Comportamento Motor e de Sistemas Complexos. Por fim, foi proposta a pertinência de uma nova abordagem para o estudo da estrutura da variabilidade motora, baseada na utilização de técnicas complementares sensíveis a diferentes aspectos da dinâmica. Esta abordagem foi empregada na seção 4.4, na caracterização das modificações induzidas pela prática sobre a dinâmica da força isométrica de todos os participantes do experimento.



A escolha de se utilizar os dados do participante V5 se deve ao fato de que algumas características reveladas nas análises estão presentes de forma clara na inspeção visual.

As primeiras análises a serem realizadas no estudo de séries temporais são a inspeção visual e teste de estacionariedade (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SPOTT, 2003). A primeira, além de sugerir *insights* sobre a dinâmica do fenômeno analisado, permite a detecção de uma não estacionariedade óbvia (ex., tendência do sinal, alteração de parâmetros), erros no processo de aquisição de dados (ex., falha no equipamento) etc. Esta análise foi realizada na seção 7.1. A aplicação de testes de não estacionariedade (seção 7.2) é fundamental, pois o pré-requisito de diversas análises lineares e não lineares é que a série temporal seja estacionária (AGUIRRE; LETELLIER, 2012; ISLIKER; KURTHS, 1993; WITT; KURTHS; PIKOVSKY, 1998). A interpretação de resultados de análises lineares ou não lineares de dados não estacionários, assumindo-os estacionários sem a realização de qualquer teste, pode não fazer sentido: por exemplo, uma série temporal oscilatória com média dependente do tempo terá seu valor médio experimental dependente do comprimento da série, o que torna a estatística "valor médio" da série sem significado. Na sequência analisou-se a estrutura do sinal através da função de autocorrelação amostral e potência espectral (seção 7.3). A análise de flutuação quantificada pelo expoente de Hurst (seção 7.6). Retorna-se a uma inspeção visual através do emprego de gráficos de recorrência (seção 7.7) e discute-se quais as variáveis de quantificação de gráficos de recorrência são apropriadas para analisar as características observadas nos testes anteriores.

Finalmente, os principais resultados e *insights* são discutidos (seção 7.8).

## 7.1. INSPEÇÃO VISUAL

Na FIGURA 21 são mostradas as séries temporais do percentual de força em relação à MCV ( $F\%$ ) e respectiva série normalizada  $\tilde{F}$  (média zero e

variância unitária, a qual será utilizada na próxima seção no cálculo da FAC). Para fins de discussão, apresentam-se apenas as primeiras tentativas do pré-teste, pós-teste e retenção do participante V5.

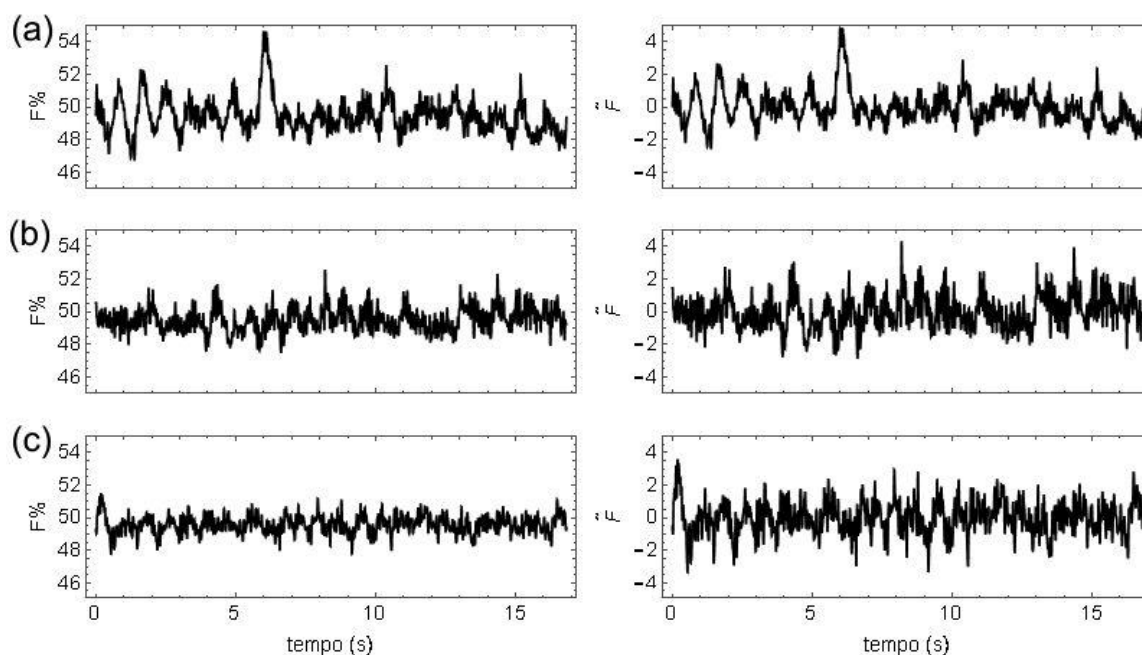


FIGURA 21 - Séries temporais de força percentuais,  $F\%$ , e após normalização (média zero e variância unitária),  $\tilde{F}$ . São mostradas as primeiras tentativas do participante V5 quanto ao (a) pré-teste, (b) pós-teste e (c) retenção.

Os sinais sugerem a presença de ao menos duas escalas de tempo distintas: (i) *microescala temporal*, perceptível como um ruído ou "tremor" em alta frequência e baixa amplitude, e talvez uma (ii) oscilação em baixa frequência e amplitude maior, a qual será referida como *macroescala temporal*. A baixa frequência parece estar em torno de 6 ciclos a cada 5 s (1,2 Hz), portanto com um período próximo a 1 s. A FIGURA 21.a sugere uma não estacionariedade na macroescala temporal ao comparar-se o sinal antes e após o instante 6 s. A primeira parte do sinal possui uma oscilação mais proeminente, com maior amplitude, que após um pico em 6 s torna-se menos perceptível (mais imersa no ruído da microescala temporal). Esta mudança ocorre logo após um largo "erro" cometido pelo participante V5 no tempo próximo a 6s. O indício, por ora apenas visual, de que algum tipo de mudança na dinâmica ocorreu após um erro mais grosseiro do participante traz consigo um significado mais profundo, um novo *insight* a ser investigado, do ponto de

vista do Comportamento Motor e da análise de Sistemas Complexos: teria o sistema aumentado sua variabilidade (seu ruído) de forma a induzir uma mudança em seu estado? Neste ponto de vista, a análise de estacionariedade pode deixar de ser meramente uma ferramenta preliminar (para garantir minimamente a aplicabilidade de técnicas refinadas de análise não linear) para se tornar uma ferramenta de análise de conceitos fundamentais da Aprendizagem Motora. Nota-se ainda que esta segunda dinâmica após 6 s, sugerida pela inspeção visual, é similar à observada no sinal do pós-teste (FIGURA 21.b). Do ponto de vista da análise de séries temporais, esta primeira série possivelmente deverá ser desmembrada em duas partes (após verificação mais refinada por meio de testes de não estacionariedade). Entretanto, do ponto de vista do Comportamento Motor, este fato sugere a possibilidade de o primeiro sinal já apresentar uma janela para se observar a dinâmica subjacente ao próprio processo de aprendizagem (e não apenas o de controle naquele recorte temporal da primeira tentativa do pré-teste), no sentido de Kelso (1995): uma mudança da dinâmica intrínseca em direção da meta da tarefa. Cabe ressaltar que o desenho experimental teve como objetivo inibir a possibilidade de aprendizagem durante os testes de aprendizagem (minimizando a informação contida no *feedback*) e favorecê-la durante a prática (aumentando-se a informação contida no *feedback*, através do CR terminal). O fato observado na FIGURA 21.a não demonstra que o desenho experimental não teve sucesso em seu objetivo. Ele apenas sugere que algum *nível* de mudança do sistema ocorreu de forma aguda, imediata, nos primeiros segundos, nos quais o organismo imerso num determinado ambiente e perante uma determinada tarefa, rapidamente, utilizou-se da informação (pouca, a partir do desenho experimental) disponível de forma eficiente. Isto é esperado e harmônico entre o conhecimento acumulado do Comportamento Motor e Darwinismo: sem *feedback*, não há aprendizado; é natural supor que todo sistema biológico se encontra num nível ótimo (maximizado) de utilização deste. Esta maximização implica na observação de mudança na dinâmica mesmo em condições de pouco *feedback*, como observada na FIGURA 21.a. Finalmente, esta série temporal sugere que a primeira tentativa do pré-teste possa estar revelando a presença de *duas etapas* no processo de aprendizagem.

Cabe ressaltar que esta discussão, a partir da simples inspeção visual, contribuiu para a elaboração de *insights* e sugere caminhos a seguir, no sentido de testes de hipóteses, ferramentas analíticas mais adequadas etc.

Até o momento, as seguintes hipóteses podem ser levantadas:

1. Há duas dinâmicas operando em escalas de tempo distintas: tempos curtos (microescala temporal) e tempos longos (macroescala temporal com frequência característica em torno de 1,2 Hz).
2. O processo de aprendizagem ocorre em etapas, estando duas delas presentes na primeira tentativa do pré-teste.

## 7.2. ESTACIONARIEDADE FRACA

A partir do conceito de estacionariedade fraca, compara-se a (i) média e o (ii) desvio padrão de diferentes segmentos de uma série temporal (AGUIRRE, 2007; PRIESTLEY, 1981; SPOTT, 2003). Caso as diferenças sejam menores que um determinado valor arbitrário, considera-se a série "fracamente estacionária".

Sprott (2003, p. 216) sugere comparar as metades inicial e final da série e definir a diferença como significativa caso esta seja *poucos* erros padrão do sinal, sendo o erro padrão  $\sigma / \sqrt{N}$ . Uma discussão mais aprofundada sobre intervalos de confiança e sua interpretação é dada por Aguirre (2007, p. 196), no contexto de funções de autocorrelação. Na análise a seguir, considerou-se:

1. A comparação entre as primeira e segunda metades de uma série temporal.
2. Diferença significativa como 1,98 vezes o erro padrão, correspondendo a um intervalo de confiança de 95%.

A FIGURA 22 mostra os resultados para as nove tentativas (três tentativas para cada pré-teste, pós-teste e retenção) do participante V5. Símbolos diferentes denotam o teste calculado com a média do sinal (círculos) e com o desvio padrão (quadrados). Uma tentativa poderia ser considerada fracamente estacionária caso ambos os testes (média e desvio padrão)

apresentassem valores inferiores a 1,98 (limiar indicado pela linha tracejada). Nenhuma das séries apresenta ambas as médias e desvios padrão estatisticamente iguais quando comparadas entre as primeira e segunda metades de uma mesma série temporal (mesma tentativa). Portanto, todas as séries de força do participante V5 podem ser consideradas não estacionárias.

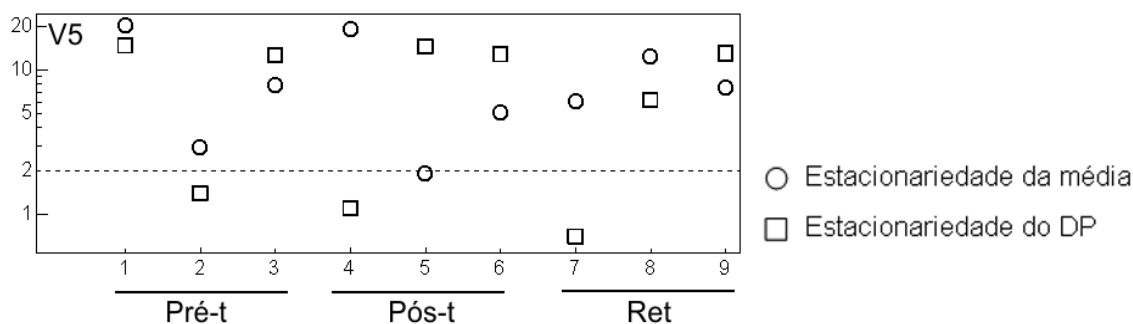


FIGURA 22 - Teste de estacionariedade fraca (média e desvio padrão) comparando-se as primeira e segunda metades de cada série temporal das tentativas de pré-teste, pós-teste e retenção do participante V5. Caso tanto a média (círculo) quanto o desvio padrão (quadrado) das duas metades diferir menos de dois erros padrão, considera-se a série estacionaria no sentido fraco. Nenhuma das séries preencheu simultaneamente estes dois quesitos.

### 7.3. ANÁLISE DE FUNÇÃO DE CORRELAÇÃO EMPÍRICA E POTÊNCIA ESPECTRAL

Ferramentas de análise lineares têm como pré-requisito a estacionariedade da série temporal, pois assumem que os dados advêm de um sistema dinâmico linear com ruído aditivo (SPROTT, 2003). Contudo, na própria literatura de análise de séries temporais, alguns autores (KANTZ; SCHREIBER, 2005; THEILER, 1991) indicam utilizar a análise da potência espectral do sinal (PSD) para estimar a escala temporal mínima para se

considerar o sinal estacionário, o que leva necessariamente à análise da PSD antes da análise da estacionariedade: a presença de alta potência nas baixas frequências seria um indicativo da possibilidade de não-estacionariedade. Por outro lado, outros autores são enfáticos em afirmar que a PSD é definida apenas para sinais estacionários (BOASHASH, 1992).

Mesmo que alguns autores considerem que sinais não estacionários não possuam um espectro com significado físico, a construção da PSD, na prática, fornece uma informação preliminar e *qualitativa* sobre as principais frequências que estão presentes no sinal. Sua interpretação *quantitativa*, no sentido de estimar expoentes, por exemplo, deve ser cautelosa sem confirmação de algum nível de estacionariedade, pois a PSD não representaria a dinâmica do sistema (as baixas frequências pode se dever apenas à não estacionariedade).

Contudo, a análise espectral tem sido realizada amplamente em estudos na área do Comportamento Motor (DEUTSCH; NEWELL, 2004; EKE *et al.*, 2000; HU; NEWELL, 2010; SLIFKIN; EDER, 2012; WIJNANTS *et al.*, 2009) e mesmo indicada em tutoriais (WING; DAFFERTSHOFER; PRESSING, 2004) sem a realização de testes de estacionariedade e sem explicitar que se assume estacionariedade *a priori*. Este fato é uma das motivações da execução desta análise nesta seção.

A FIGURA 23 mostra os resultados para a série temporal de força normalizada (média zero e variância unitária)  $\tilde{F}$  do participante V5. Foram estimadas a função de autocorrelação empírica FAC, a potência espectral PSD e o gráfico logarítmico da PSD. A PSD foi estimada através da transformada de Fourier da FAC - teorema de Wiener-Khinchin (AGUIRRE, 2007). Todas as FAC empíricas indicam a presença de uma componente periódica lenta, e uma segunda componente de frequência mais alta que se torna visível a partir da terceira tentativa do pré-teste (terceira linha da FIGURA 23.a). A PSD indica uma forte componente periódica na primeira tentativa do pré-teste e primeira da retenção, a qual parece perder potência para outras frequências próximas nas tentativas subsequentes. Este fato pode ser um indício de que:

1. a dinâmica intrínseca do V5 era dominada por uma componente periódica (em torno de 1,2 Hz) na primeira tentativa do pré-teste.
2. a dinâmica intrínseca, no que se refere às componente periódicas capturadas pela PSD, se modifica já na segunda tentativa do pré-teste e

talvez represente um flagrante do processo de aprendizagem no sentido de Kelso (modificação da dinâmica intrínseca em direção à melhoria do desempenho na tarefa).

3. a semelhança entre a primeira tentativa do pré-teste e a primeira tentativa do teste de retenção de 24h, em detrimento à diferença quanto às demais tentativas (principalmente à primeira tentativa do pós-teste) leva imediatamente à seguinte questão: seria uma indicação de uma assimilação de uma nova dinâmica intrínseca, um reflexo de uma modificação relativamente permanente da estrutura do sistema complexo, passível de observação apenas após 24h?

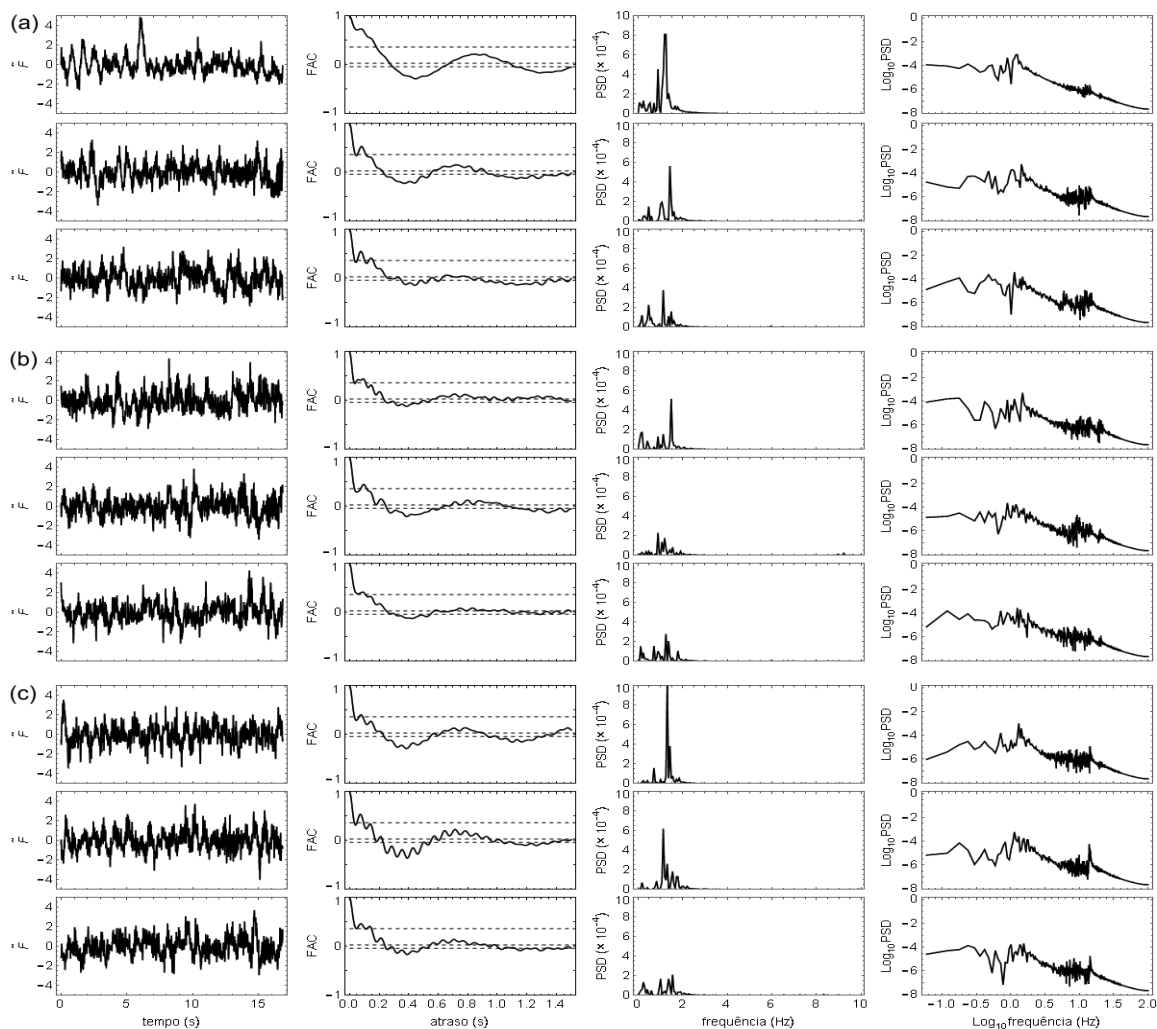


FIGURA 23 - Função de autocorrelação empírica (FAC), potência espectral (PSD) e logaritmo da potência espectral (Log PSD) das séries normalizadas

(média zero e variância unitária) do participante V5. Tentativas do pré-teste (a), pós-teste (b) e retenção de 24 horas (c). Em todas há a presença de baixas frequências.

Para a análise da representação logarítmica da PSD (quarta coluna da FIGURA 23), é propício compará-la com alguns resultados de Timmer (1998), reproduzidos na FIGURA 24 e reflexões deste estudo (AGUIRRE, 2007), no qual foi analisado o tremor isométrico da mão humana com o braço estendido. A tarefa de Timmer (1998) pode ser considerada aqui, para fins de análise comparativa, como um *baseline* ou uma hipótese alternativa: (i) a meta se refere a uma atividade mais próxima do cotidiano do participante e (ii) não há um desenho experimental de prática (pode-se conjecturar que a dinâmica intrínseca do sistema não muda). Cabe ressaltar que o sinal analisado por Timmer foi posição da mão no tempo (cinemática), enquanto nesta pesquisa o sinal foi o de força no tempo. O periodograma [módulo ao quadrado da transformada de Fourier da série temporal (FIGURA 24.b) e a PSD (FIGURA 24.c)] mostra uma forte componente periódica, sendo o pico em 7,5 Hz interpretado como um fenômeno de ressonância. A ausência de harmônicos de ordem mais alta é um indicativo de que o processo é *basicamente* linear (AGUIRRE, 2007; TIMMER, 1998). Desta forma, tal análise corrobora a hipótese de que o tremor isométrico da mão (como braço estendido) comporta-se como um *oscilador amortecido, excitado* por atividade muscular *não correlacionada* (AGUIRRE, 2007; TIMMER, 1998). Finalmente, Timmer (1998) conclui que a modelação do sinal através de um modelo linear de espaço de estados (LSSM, *linear state space model*) de ordem 2, tempo de relaxação 91,9 e período característico 39,9 é um modelo superior para os dados experimentais quando comparado ao modelo autorregressivo (AR) (comparação efetuada para modelos de ordem 1 a 5). A probabilidade dos resíduos do modelo LSSM serem consistentes com ruído branco foi de 24%.



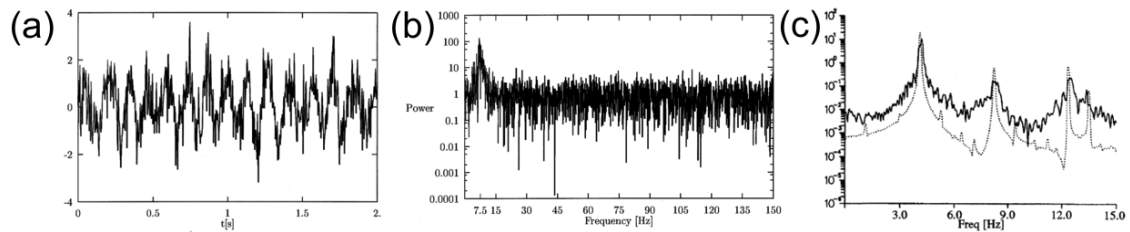


FIGURA 24 - Reprodução de análises selecionadas de Timmer (1998). (a) Recorte de 2 s do tremor fisiológico humano da mão, (b) periodograma da série temporal do tremor fisiológico e (c) espectro estimado dos dados originais (numa representação logarítmica), (linha cheia) - a linha pontilhada se refere a um modelo AR ajustado aos dados.

Retornando à representação logarítmica da FIGURA 23 (quarta coluna), todos os gráficos sugerem a presença de uma componente periódica na região em torno de 1 Hz (primeira ressonância) e o esboço de um pico na região de 10 Hz (segunda ressonância). Comparando-se aos resultados de Timmer (1998), tais características sugerem que a dinâmica da força isométrica do participante V5 também possa ser representada *basicamente* por um oscilador amortecido, excitado por atividade muscular não correlacionada. Contudo, os picos não são tão claros como em Timmer (1998), podendo ser um artefato gerado pela não estacionariedade das séries temporais de V5 - que como foi discutido anteriormente, é compatível com o desenho experimental de aprendizagem.

Resumidamente, os resultados obtidos por meio da PSD sugerem que:

1. As séries não são estacionárias (alta potência nas baixas frequências), corroborando a análise anterior de estacionariedade fraca.
2. Há uma componente periódica predominante na série temporal, a qual parece estar em torno de 1 Hz (entre 0,5 Hz e 2 Hz).
3. O efeito da não estacionariedade pode ter sido ocultar a frequência predominante, espalhando-a no gráfico da PSD.
4. Caso seja possível separar as séries em segmentos quase estacionários, talvez seja possível determinar de forma mais clara a estrutura do sinal, revelando a frequência predominante e sua *evolução*

em decorrência da prática, ou mesmo uma comparação mais adequada com os dados subrogados.

5. É pertinente a criação de um modelo matemático que capture a hipótese de que a dinâmica da força isométrica possa ser representada *basicamente* por um oscilador amortecido, excitado por atividade muscular não correlacionada, com a intenção de gerar séries sintéticas (dados subrogados) para análise comparativa e teste de hipótese.

A não estacionariedade encontrada nas séries dos participantes do experimento pode estar ligada a modificações do sistema em busca de melhor desempenho (na comparação com a série de Timmer).

#### 7.4. DADOS SUBROGADOS: HIPÓTESE DO OSCILADOR HARMÔNICO AMORTECIDO, EXCITADO POR ATIVIDADE MUSCULAR NÃO CORRELACIONADA

A comparação das PSD do participante V5 e dos resultados de Timmer (1998) sugere a utilização de um teste de dados subrogados às vezes chamado de *non-standard surrogates* (SMALL, 2005). Neste caso específico, a hipótese nula é o *próprio modelo* que gera os dados subrogados:

$H_0$ : a dinâmica da força isométrica do participante V5 (e posteriormente, dos demais participantes) *não* se comporta como um oscilador harmônico amortecido, excitado por atividade muscular não correlacionada.

Para tal, foi gerado um novo banco de dados, composto por séries temporais geradas computacionalmente por meio de um modelo na representação de função de transferência de quarta ordem. Os parâmetros do modelo foram obtidos da análise da resposta em frequência (PSD) das séries temporais do participante V5 (FIGURA 23) e de da discussão anterior, na comparação com os resultados de Timmer (1998):

1. Ressonância principal em  $f_1=1$  Hz ( $\sim 6,3$  rad/s).
2. Ressonância secundária em  $f_2=10$  Hz ( $\sim 62,8$  rad/s).

Com o objetivo de tornar clara a relação entre  $H_0$  e o modelo (matemático) gerado, a FIGURA 25 apresenta a um diagrama do modelo [na linguagem de sinais e sistemas (OPPENHEIM; WILLSKY; NAWAB, 1983)] que caracteriza o modelo e  $H_0$ . Neste diagrama, ressalta-se o fato de que a presença de duas ressonâncias (inferidas empiricamente através da PSD) sugerem a sobreposição de dois sistemas de amortecimento. Isto equivale a dois filtros lineares de ordem inteira (representados por  $h_1$  e  $h_2$  na ) representando a soma de dois processos de relaxação (ZIEL, 1950) - cada filtro, separadamente, geraria ruído  $1/f^2$ . Este é um dos *modelos utilizados para a geração de ruído  $1/f$*  (MINGESZ *et al.*, 2004; PLASZCZYNSKI, 2007). Trata-se, portanto, de um viés relevante sob a perspectiva da ciência do Comportamento Motor: através de inferências da área de análise e processamento de sinais e engenharia de automação foi proposto um modelo matemático que corresponde a um dos métodos empregados na geração de ruído  $1/f$ , presente em diversos sinais fisiológicos. Contudo, é importante alertar para o fato de há outra categoria de técnicas para geração de ruído  $1/f$ , chamadas de técnicas fractais (PLASZCZYNSKI, 2007).

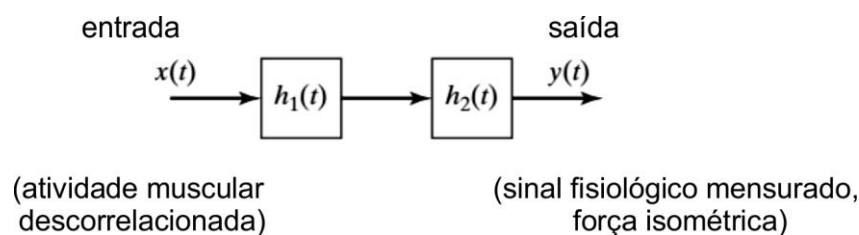


FIGURA 25 - Diagrama do modelo  $H_0$ , o sinal de entrada (ruído branco) passa por sucessivamente por dois filtros lineares de ordem inteira, emergindo como o sinal de saída  $y(t)$ .

O diagrama de Bode, FIGURA 26, mostra a resposta em frequência do sistema (modelo matemático) construído. Na FIGURA 27 é feita uma sobreposição da resposta em frequência do modelo e da PSD da primeira tentativa de pré-teste do participante V5, indicando que a topologia da resposta em frequência de ambos os sinais é similar.

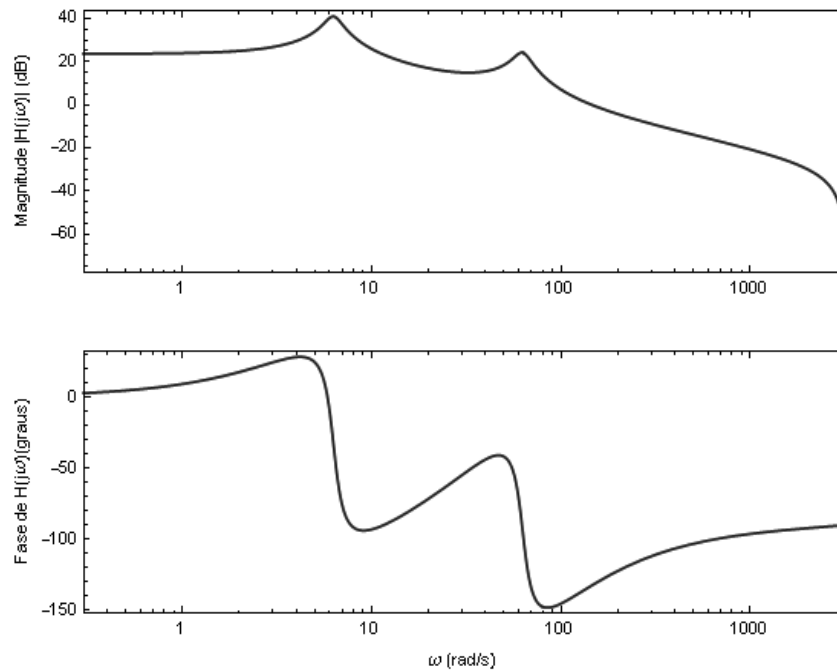


FIGURA 26 - Resposta em frequência do sistema criado para gerar os dados subrogados. As frequências de ressonância, 1 Hz e 10 Hz, correspondem aos picos localizados em  $2\pi$  rad/s ( $\sim 6,3$  rad/s) e  $20\pi$  rad/s ( $\sim 62,8$  rad/s).

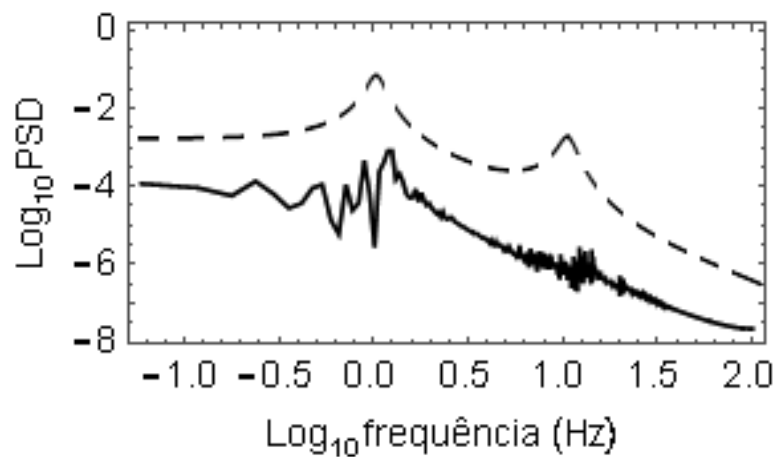


FIGURA 27 - Sobreposição da PSD da primeira tentativa do pré-teste de V5 (linha cheia) e da resposta em frequência (linha tracejada, eixo vertical adaptado) do sistema criado para gerar os dados subrogados.

Foram geradas 100 séries sintéticas (dados subrogados) pelo método de Monte Carlos, que após o processamento (filtragem e decimação) foram chamadas de séries  $y(t)$  referentes à  $H_0$ . Os parâmetros do modelo foram

mantidos constantes, a séries foram amostradas a 1000 Hz e com duração de duração de 20 s, procurando mimetizar os sinais empíricos brutos. As séries também foram pré-processadas da mesma forma e com mesmos parâmetros que as séries empíricas do participante V5 (filtragem seguida de decimação, resultado numa taxa efetiva de amostragem de 200 Hz; recorte dos 3 s iniciais, resultando num comprimento efetivo de 17 s). Veja que, por construção, o sistema (modelo matemático) que gera estas séries subrogadas possui a propriedade de *invariância temporal*. No contexto do Comportamento Motor, isto equivale a um sistema no qual não houve aprendizagem - tanto na perspectiva de Schmidt (1975), constância de parâmetros e programas motores, quanto na perspectiva de Schöner, Zanone e Kelso (1992) - falta de uma dinâmica do próprio atrator.

A FIGURA 28 mostra nove das 100 séries  $y(t)$  geradas, acompanhadas da FAC empírica, PSD e representação logarítmica da PSD. Comparando-se com a mesma análise para as séries empíricas do participante V5 (FIGURA 23) e com a comparação da topologia da resposta em frequência do modelo e da série empírica na FIGURA 27, a representação logarítmica da PSD apresenta todas as características discutidas quando da comparação dos dados de V5 com os dados de Timmer (1998), seção 7.3, o que sugere não refutar  $H_0$ . Nas seções seguintes, as séries  $y(t)$  serão comparadas estatisticamente às séries do participante V5.

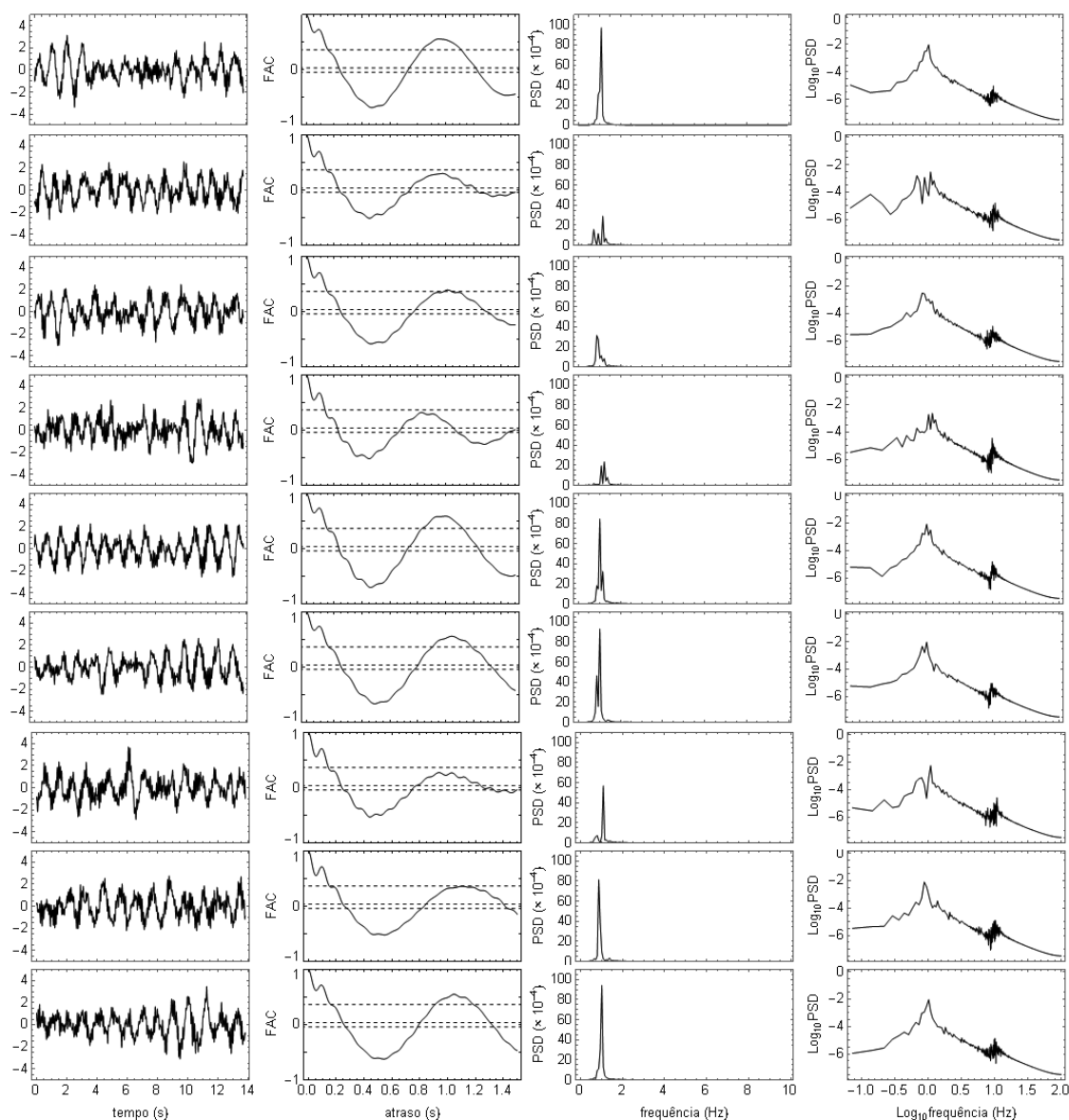


FIGURA 28 - Função de autocorrelação empírica (FAC), potência espectral (PSD) e logaritmo da potência espectral (Log PSD) das séries normalizadas (média zero e variância unitária) de dados subrogados que representam a hipótese de dinâmica da força isométrica do participante V5 (e posteriormente, dos demais participantes) se comporta como um oscilador harmônico amortecido, excitado por atividade muscular não correlacionada.

Um resultado relevante para o Comportamento Motor (em geral) é a constatação de que, embora as nove séries  $y(t)$  apresentadas na FIGURA 28 tenham sido geradas por um sistema (modelo matemático) com *invariância temporal*, estas apresentam:

1. *variabilidade* quando observadas no domínio do tempo (primeira coluna, FIGURA 28).
2. Pelo menos cinco destas apresentam um certo nível de *variabilidade estrutural* quando observadas no domínio da frequência (terceira coluna, FIGURA 28).

Como, por construção, o sistema dinâmico é invariante no tempo (o modelo possui parâmetros fixos), *a variabilidade estrutural identificada pela PSD (linear) nos dados subrogados não pode ser associada a uma modificação do sistema*. Este resultado sugere a possibilidade de desconstruir a principal hipótese (implícita) do Comportamento Motor: a estrutura da ação motora é um reflexo do estado do sistema (complexo), portanto é justificado o paradigma metodológico de comparar estruturas de séries temporais em condições/momentos experimentais distintos e inferir diferenças no(s) próprio(s) sistema(s) (complexos). Trata-se agora de uma evidência empírica (computacional) de que a *quantificação* da PSD, como tem sido realizada por exemplo em Slifkin e Newell (1999) e em diversas outras análises de sinais fisiológicos, talvez não quantifique de fato o que o Comportamento Motor objetiva: a modificação de mecanismos e processos subjacentes à ação motora. Contudo, a representação logarítmica da PSD acompanhada da abordagem de sinais e sistemas, até o momento, sugerem trazer um conjunto de conceitos e técnicas relevantes ao Comportamento Motor.

Resumidamente, os resultados obtidos por meio da PSD sugerem que:

1. As séries de dados subrogados para H0 possuem características semelhantes às séries empíricas do participante V5, corroborando H0 como uma hipótese nula plausível para a caracterização das séries empíricas.
2. A não estacionariedade encontrada nas séries dos participantes do experimento podem estar ligadas a modificações do sistema em busca de melhor desempenho (na comparação com os dados subrogados, gerados por um sistema com invariância temporal, e com a série de Timmer).

## 7.5. ANÁLISE MULTIRRESOLUÇÃO: *WAVELETS*

Dois resultados anteriores justificam a pertinência de uma análise multirresolução por *wavelets*:

1. Presença de duas escalas temporais: microescala temporal (ruído, alta frequência), e macroescala temporal (componente periódica em torno de 1 Hz, equivalente a um período característico de 1 s).
2. Não estacionariedade das séries empíricas.

Nesta seção, foi realizada uma análise multirresolução por *wavelets* das séries do participante V5 e dos dados subrogados  $H_0$  e, em seguida, utilizou-se a transformada *wavelet* discreta para separar as duas componentes dos sinais (macro e microescalas temporais). De forma a contribuir para um melhor entendimento das análises por *wavelets*, apresenta-se inicialmente um exemplo da análise de uma série temporal sintética composta pela superposição de ondas senoidais.

### 7.5.1. Exemplo

Enquanto a análise espectral (PSD) considera o sinal composto por superposição linear de sinais senoidais infinitos e de frequência bem definida, a análise multirresolução por *wavelets* (ou onduletas, pacotes de onda etc.) é adaptativa: o sinal analisado é projetado num pacote de onda de duração finita e frequência com certo grau de incerteza, e este pacote se desloca no tempo (ao longo do sinal sendo analisado). Se a contribuição das frequências que compõem o pacote de onda mudar em relação ao sinal analisado, esta variação *no domínio do tempo* é capturada pela análise *wavelet*. Portanto, ela é simultaneamente uma análise no domínio do tempo e da frequência. Esta característica se adéqua ao resultado 2, acima (não estacionariedade dos dados empíricos do participante V5). Quanto à multirresolução, projeta-se o



sinal sobre uma coleção de pacotes de onda, cada um com duração e *range* de frequências diferentes. Isto é feito de tal forma que, quanto mais detalhe é necessário no domínio do tempo (procura-se por variações rápidas da estrutura do sinal), menores são os pacotes de onda utilizados na análise: esta é a característica *adaptativa* associada à análise por *wavelets*.

A FIGURA 29 mostra um exemplo de análise por *wavelets* (disponível em <http://www.wolfram.com/training/videos/ENG812/>). Foi gerada uma série temporal não estacionária que apresenta:

1. Uma superposição das frequências 50 Hz e 140 Hz, predominantemente entre 0,1 s e 0,3 s.
2. Apenas uma frequência 50 Hz entre 0,4 s e 0,6 s.
3. Uma frequência de 80 Hz entre 7 s e 9 s.

$$y(t) = \text{Sin}[50\pi t] \text{Exp}[-100\pi(x - 0.5)^2] + (\text{Sin}[50\pi t] + 2\text{Cos}[140\pi t]) \text{Exp}[-50\pi(t - 0.2)^2] + 2\text{Sin}[150\pi t] \text{Exp}[-80\pi(t - 0.8)^2]$$

A série temporal  $y(t)$  foi decomposta por meio da *wavelet* de Gabor (com 10 oitavas de 16 vozes). O escalograma resultante (FIGURA 29.b), que indica a amplitude da componente revelou a estrutura do sinal não estacionário, identificando aproximadamente tanto as frequências quanto os momentos nos quais elas estão presentes no sinal.

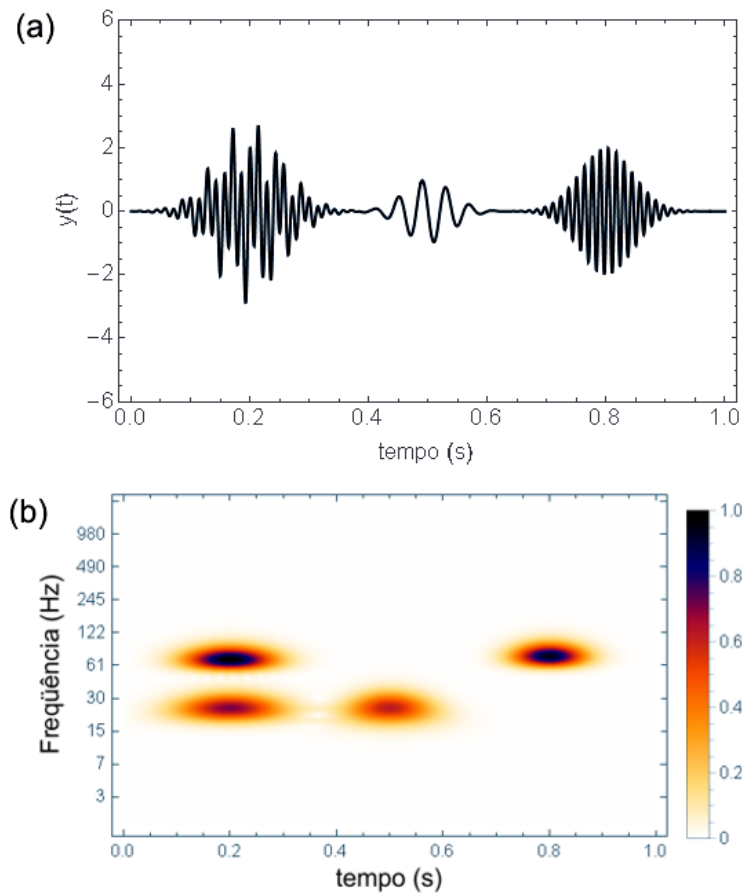


FIGURA 29 - Exemplo de análise por *wavelets*. Série temporal não estacionária (a) e escalograma (b). Decomposição realizada por meio da *wavelet* de Gabor (com 10 oitavas de 16 vezes).

#### 1.1.1.1 Análise das séries empíricas do participante V5

As séries temporais normalizadas,  $\tilde{F}$ , foram decompostas por meio da transformada contínua *wavelet* de Gabor com 10 oitavas e 16 vezes. Os escalogramas das tentativas de pré-teste, pós-teste e teste de retenção são apresentados na FIGURA 30 (as séries originais  $F\%$  apresentam o mesmo resultado). Todas as séries apresentam as seguintes características:

1. Presença de poucas (1 a 3) componentes periódicas ao longo de todo o tempo, entre as oitavas 13<sup>a</sup> e 11<sup>a</sup>.
2. Componentes periódicas com duração menor, entre 1/4 e 1/2 da duração total da série temporal, entre as oitavas 8<sup>a</sup> e 11<sup>a</sup>.
3. Assinatura característica de ruído entre as oitavas 4<sup>a</sup> e 8<sup>a</sup>.

Estas características indicam que a dinâmica pode ser caracterizada por dois regimes distintos: (i) um com forte componentes periódicas atuando em baixas frequências (macroescala temporal) e (ii) um regime estocástico atuando em altas frequências (microescala temporal). Desta forma, corrobora-se a pertinência de se caracterizar a dinâmica da força isométrica simultaneamente em ambas estas dimensões e, conseqüentemente, a seguinte questão: como separar as dinâmicas das micro e macroescalas temporais?

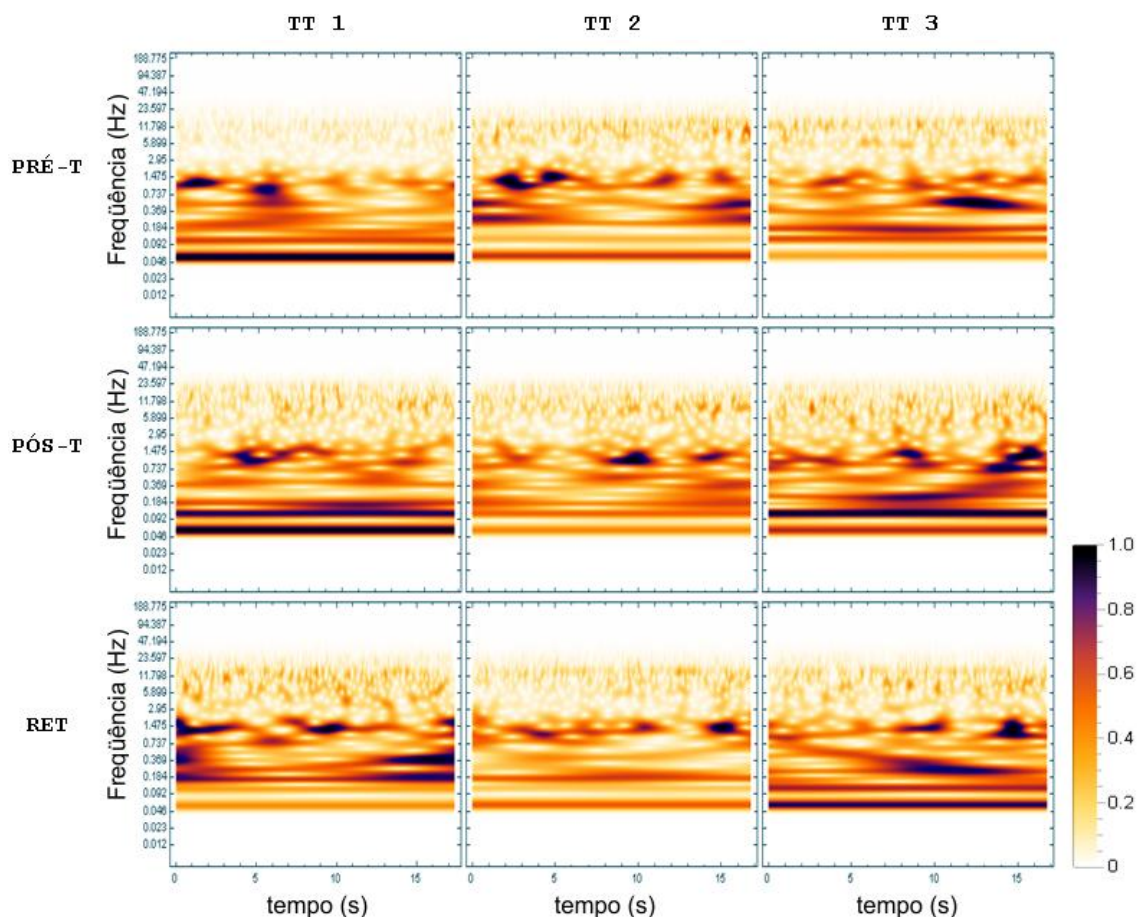


FIGURA 30 - Escalograma da análise por *wavelets* do participante V5. Há componentes periódicas de baixa frequência, abaixo de 1,4 Hz, ao longo de todo o sinal, bem um regime com característica estocástica (ruído) em frequências acima de 2 Hz. Decomposição realizada por meio da *wavelet* de Gabor (com 10 oitavas de 16 vozes) com o software Mathematica.

### 7.5.2. Análise dos dados subrogados de $H_0$

As nove séries ilustrativas de dados subrogados  $y(t)$  foram submetidas às mesmas decomposições *wavelet* dos dados empíricos da seção anterior. Os resultados são apresentados nas FIGURA 31. Os mesmos atributos observados na análise das séries empíricas do participante V5 estão presentes nas séries dos dados subrogados: (i) componentes periódicas dominam a macroescala temporal, (ii) uma assinatura de dinâmica estocástica domina a

microescala temporal e (iii) há uma nítida fronteira entre as componentes da macroescala e microescala.

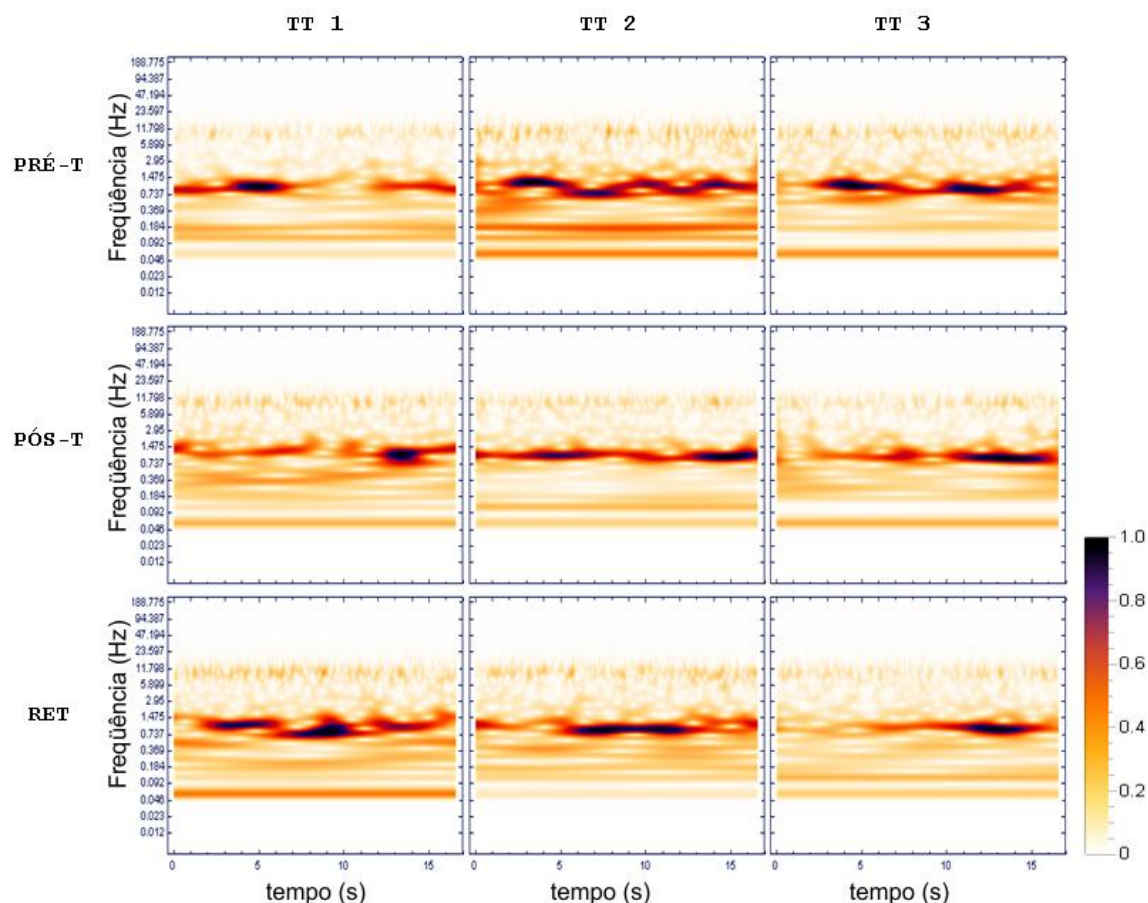


FIGURA 31 - Escalograma da análise por *wavelets* dos dados subrogados referentes a  $H_0$ . Estão presentes os mesmos atributos das séries empíricas do participante V5: componentes periódicas de baixa frequência (abaixo de 1,4 Hz) ao longo de todo o sinal, bem como uma assinatura típica de ruído (caráter estocástico) em frequências acima de 2 Hz. Decomposição realizada por meio da *wavelet* de Gabor (com 10 oitavas de 16 vezes) com o software Mathematica.

Resumidamente, os resultados obtidos por meio da análise multirresolução por decomposição *wavelet* corroboram diversos resultados obtidos anteriormente: (i) não estacionariedade, (ii) dinâmica com forte componente periódica dominando de baixa frequência e (iii) dois domínios dinâmicos bem distintos atuando em escalas de tempo diferentes

(macroescala, possivelmente determinística e quasi-periódica, e microescala temporal, estocástica). Corrobora-se um dos pontos defendidos nesta pesquisa, que é a *pertinência de analisar simultaneamente as micro e macroescalas temporais da série temporal de força isométrica para caracterizar sua dinâmica*.

## 7.6. ANÁLISE DE FLUTUAÇÃO DFA: ESTRUTURA DA MICROESCALA TEMPORAL

Nesta seção investigou-se a dinâmica da microescala temporal das séries temporais empíricas do participante V5 como um fenômeno de flutuação, tendo como referência as séries de dados subrogados de  $H_0$ . Dois aspectos justificam esta abordagem:

1. A assinatura característica de ruído presente na microescala temporal, detectada pela análise multirresolução *wavelet*.
2. O mecanismo fisiológico fundamental de produção de força é a contração de milhares de sarcômeros, cuja superposição de milhares de forças *microscópicas* gera a força *macroscópica* representada pela série temporal  $F(t)$ . O processo gerado por este mecanismo se assemelha a um processo difusivo, no qual  $F(t)$  corresponde à posição de uma partícula hipotética bombardeada por forças estocásticas, gerando o traço (curva  $F(t)$  x tempo) característica de um movimento Browniano.

O aspecto (2) implica que  $F(t)$  deve ser considerada uma série de *movimento*, e não de *incrementos* - em geral, não é utilizado um critério teórico para assumir algum destes aspectos na análise de sinais fisiológicos, inclusive havendo a aplicação simultânea (e ambígua) da série como caminhada e como incremento (ATHREYA; VAN ORDEN; RILEY, 2012). Além disto, diversos

problemas metodológicos têm sido apontados no que se refere à análise de flutuação (DELIGNIÈRES; MARMELAT, 2013; DELIGNIÈRES; TORRE; LEMOINE, 2005; DELIGNIÈRES *et al.*, 2003), a qual tem sido considerada rudimentar (DELIGNIÈRES; TORRE; LEMOINE, 2005).

Utilizou-se o método *detrended fluctuation analysis* (DFA, Apêndice A.2.1). Devido ao passo de integração presente no método (que também é realizado em outras análises, como a R/S), Sprott (2003, p.227) afirma que a utilização da DFA é confusa. Entretanto, não há confusão se observarmos a raiz da análise de flutuação (FEDER, 1988; HURST, 1951; MANDELBROT, 1975): a flutuação é medida a partir da série de *caminhada*, e não da série dos seus *passos*. A série da caminhada vem da soma acumulada da série dos passos. Por isto a relevância do mapeamento adequado entre o mecanismo fisiológico e o modelo matemático que se espera representá-lo. Também há uma relação entre o expoente  $\beta$  da PSD (considerando que esta tenha topologia  $1/f^\beta$ ), o expoente  $\alpha$  da DFA e o expoente de Hurst (DELIGNIÈRES; MARMELAT, 2013), exposta na

TABELA 3. Se um sinal da classe ruído gaussiano fracionado (RGF) for os passos de um movimento Browniano fracionado (MBF), o expoente  $H$  de ambos é o mesmo, mas  $\beta$  irá diferir por 2, sendo

$$\begin{aligned} \text{RGF, } & -1 < \beta < 1; \\ \text{MBF, } & 1 < \beta < 3. \end{aligned} \quad (2)$$

TABELA 3 - Relação entre os expoentes de Hurst, da DFA e da densidade de potência espectral (PSD).

Natureza do sinal	$H$	$\beta$
RGF	$H = \alpha$	$\beta = 2H - 1$
MBF	$H = \alpha - 1$	$\beta = 2H + 1$

A relação entre  $\beta$  e  $\alpha$  é a mesma tanto para RGF quanto para MBF

$$\beta = 2\alpha - 1 \quad (3)$$

A DFA ganhou notoriedade e abrangência na literatura científica por ter em seu algoritmo um passo de retirada de tendência da série temporal (o

*detrending*), cujo objetivo foi torná-la um estimador robusto perante não-estacionariedade para aplicação em séries fisiológicas, as quais em geral são não estacionárias (CHEN *et al.*, 2005; PENG *et al.*, 1993). Entretanto, esta *robustez perante não-estacionariedades foi demonstrada não existir* (BRYCE; SPRAGUE, 2012), embora ainda seja amplamente assumida na literatura. Como visto anteriormente, *as séries do participante V5 são não estacionárias*, sendo a primeira tentativa do pré-teste identificável na própria inspeção visual do gráfico de  $F\%(t)$  (FIGURA 21a). Além disto, a literatura sugere que a DFA apresenta três problemas (BRYCE; SPRAGUE, 2012; KANTELHARDT; KOSCIELNY-BUNDE; REGO, 2001): (i) uma anomalia para intervalos de tempo curtos, na qual a inclinação do gráfico é quase o dobro do valor correto (teórico) de  $H$ ; (ii) um valor de  $\hat{H}$  menor que o valor teórico no trecho médio do gráfico de flutuação; e (iii) artefatos perante tendências não-lineares. Mesmo outros métodos podem apresentar artefatos quando aplicados em séries curtas e com irregularidades, como saltos e picos do tipo *outliers* (KATSEV; L'HEUREUX, 2003), daí a necessidade de uma inspeção visual dos dados e demais cuidados metodológicos antes de se proceder a estimativa de  $H$ . Assim, a aplicação da DFA exige cuidados metodológicos adequados e ciência dos possíveis artefatos presentes nesta análise, o que implica diretamente na inspeção visual e apresentação dos gráficos de flutuação que sugerem a existência de um expoente de Hurst  $H$ .

A FIGURA 32 mostra os gráficos de flutuação dos dois conjuntos de dados subrogados de  $H_0$ ,  $y_1(t)$  e  $y_2(t)$ , nos quais não é obtida uma região central com lei de escala.

Devido à relação entre a topologia da PSD e o expoente de Hurst,  $\beta = 2H - 1$  para ruído  $1/f^\beta$  (MANDELBROT; VAN NESS, 1968; PENG *et al.*, 1994b; PLASZCZYNSKI, 2007; STANLEY *et al.*, 1996).



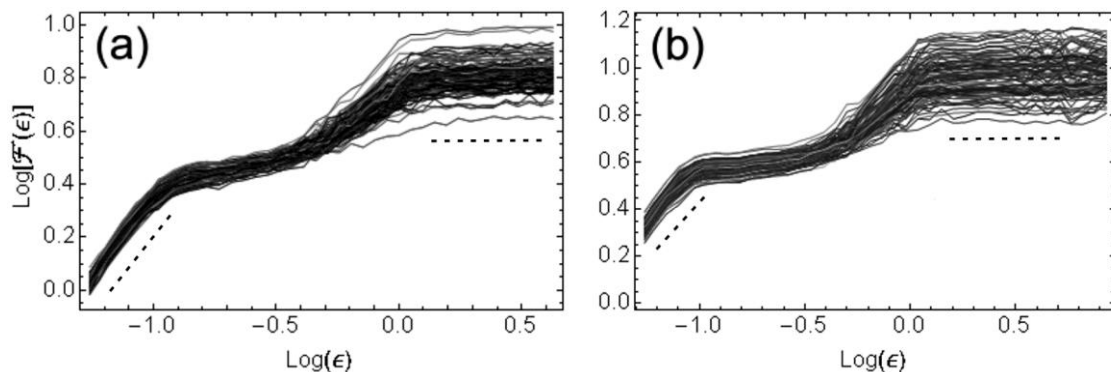


FIGURA 32 - Gráficos de flutuação das 100 séries temporais de dados subrogados baseados em  $H_0$  obtidos pelo método DFA. (a) Séries  $y(t)$ , (b) séries  $y(t)R$ . Os gráficos indicam a universalidade da falta de lei de escala na região para as séries geradas pelo modelo e a recuperação da região de escala através da retirada da tendência por meio da transformada *wavelet*.

A FIGURA 33 apresenta os gráficos de flutuação das séries empíricas  $F\%$  do participante V5. A DFA da primeira tentativa do pré-teste,  $F_1\%$  apresenta um aspecto similar à dos gráficos subrogados (FIGURA 32), indicando que (i) não há uma lei de escala e que (ii) o modelo que gerou os dados subrogados,  $H_0$ , é compatível com esta tentativa. Contudo, esta tentativa possui uma não estacionariedade perceptível na própria inspeção visual, com um pico de grande amplitude marcando o que parece ser uma transição entre dois regimes (FIGURA 21). Este dois fatores, como discutido anteriormente, dificultam a acuidade do algoritmo DFA e sugerem a possibilidade de que forte não estacionariedade da série temporal, e não a adequação do modelo  $H_0$  ao fenômeno comportamental, ter sido a responsável por gerar a curvatura do gráfico de flutuação. Esta hipótese foi testada e o resultado apresentado na FIGURA 34, a qual mostra a superposição dos gráficos de flutuação de  $F_1\%$  referentes à série inteira (17 s de duração, linha tracejada) e à mesma série após retirada de seus 7 s iniciais (10 s de duração, linha cheia).

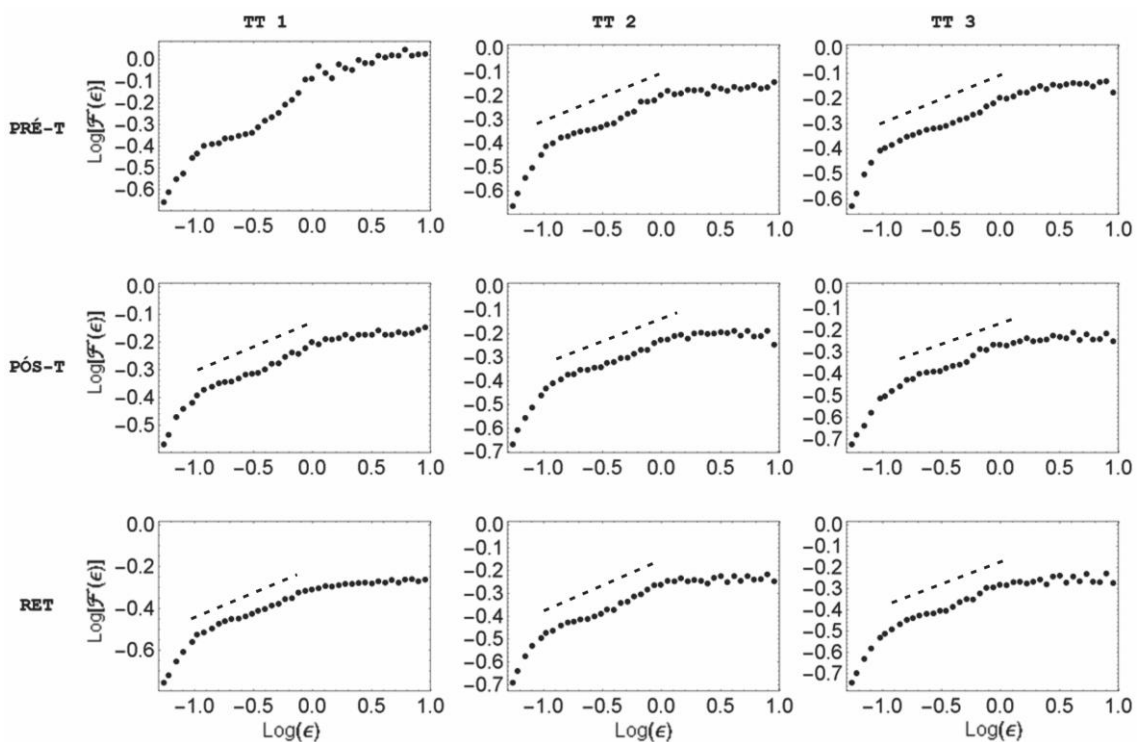


FIGURA 33 - Gráficos de flutuação das séries empíricas do participante V5, obtidos pelo método DFA. A não estacionariedade da primeira tentativa do pré-teste é tão forte que não permite a obtenção de uma região central com lei de escala.

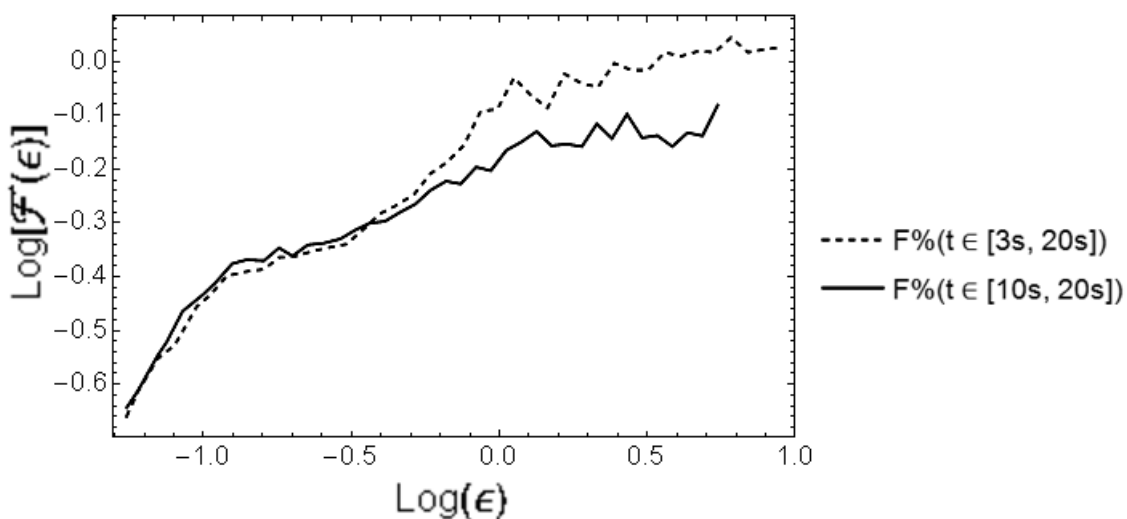


FIGURA 34 - Superposição dos gráficos de flutuação da primeira tentativa do pré-teste de V5, referentes à série inteira (linha tracejada) e à mesma série após retirada de seus 7 s iniciais (linha cheia).

Destas análises, obteve-se evidências que corroboram a estimativa do expoente de escala obtido pela DFA. Além disto, observou-se a necessidade de

retirar seguimentos iniciais (maiores) das séries  $F\%(t)$  que apresentem o aspecto curvo.

### 7.6.1. Correlação temporal e a estacionariedade das séries de incrementos

Na análise de séries temporais por meio de modelos de difusão, como na DFA, usualmente a obtenção de um expoente de escala é identificada como uma estimativa do expoente de Hurst,  $H$ , servindo para corroborar a evidência de *correlações temporais* (FEDER, 1988; MANDELBROT; VAN NESS, 1968):

- $H > 0,5$  indicando persistência - maior probabilidade de valores futuros seguirem tendências passadas.
- $H = 0,5$  indicando ausência de correlação.
- $H < 0,5$  indicando anti-persistência - maior probabilidade de valores futuros seguirem o *inverso* de tendências passadas.

Esta interpretação não é apenas realizada em análises de sinais fisiológicos (ATHREYA; VAN ORDEN; RILEY, 2012; DINIZ *et al.*, 2011; DUARTE; ZATSIORSKY, 2001; STANLEY *et al.*, 2000; TORRE, 2011; VALENCIA *et al.*, 2008; WIJNANTS *et al.*, 2009), como também em séries econômicas, culturais e outras.

Entretanto, esta inferência não pode ser feita (MCCAULEY; GUNARATNE; BASSLER, 2007). Como um dos objetivos deste trabalho é buscar entendimento sobre alcances, restrições e conceitos subjacentes às técnicas de análise utilizadas no Comportamento Motor, se torna necessário abordar a *origem* desta interpretação e a necessidade de inspecionar a estacionariedade dos incrementos de uma série temporal. McCauley, Gunaratne e Bassler (2007) afirmam que a necessidade de incrementos estacionários é enfatizada em livros e artigos de alguns matemáticos, e ignorada em artigos e livros de físicos, assumindo-se que  $H \neq 0,5$  implica em correlação de longo alcance. Os autores apresentam um contra exemplo: um

processo Markoviano (sem memória), mas que apresenta um expoente de escala  $H \neq 0,5$ , quando seus *incrementos não são estacionários*. Nas palavras dos próprios autores:

We emphasize that (i) a Hurst exponent  $H$ , taken alone, tells us nothing about the dynamics [...]. It is absolutely necessary to study the autocorrelations of increments in order to obtain any idea what sort of dynamics are generated by financial (or any other) data<sup>2</sup>.

Desta forma, inferir se a prática gera modificação na correlação (antipersistência e persistência) da dinâmica da microescala temporal da ação motora implica em investigar a estacionariedade das séries de incrementos de  $F\%(t)$ . A FIGURA 25 mostra os teste de estacionariedade fraca para os incrementos das séries  $F\%(t)$  do participante V5. Há evidência para se rejeitar a hipótese de que as séries apresentam correlação, a não ser a terceira tentativa do teste de retenção.

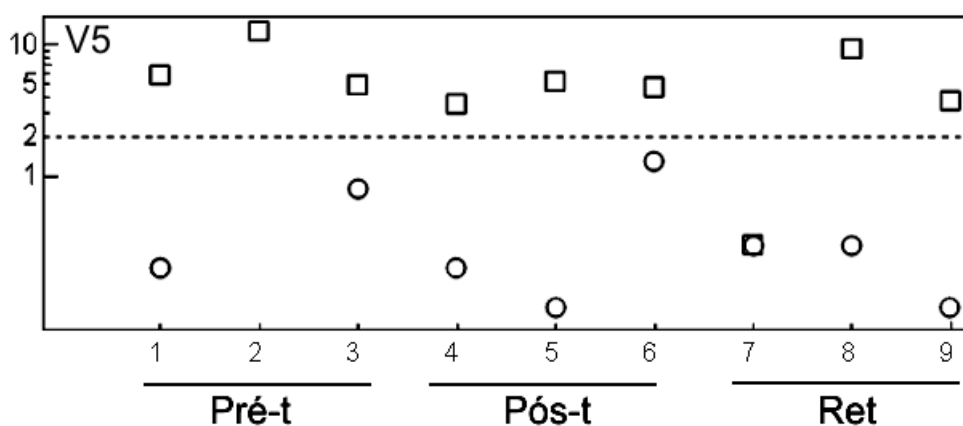


FIGURA 35 - Teste de estacionariedade fraca dos incrementos das séries  $F\%(t)$  do participante V5.

Como sugerido na análise multirresolução por *wavelets*, todas as séries parecem apresentar segmentos quase-estacionários [dominados por uma

<sup>2</sup> Enfatizamos que (i) um expoente de Hurst  $H$ , apenas por si, não nos diz nada sobre a dinâmica [...]. É absolutamente necessário estudar as autocorrelações dos incrementos de forma a obter alguma ideia do tipo de dinâmica é gerada por dados financeiros (ou de outros).

dinâmica quasi-periódica: superposição de dinâmicas periódicas (KANTZ; SCHREIBER, 2005)], e uma análise mais avançada sobre estacionariedade e correlação seria necessário. Portanto, nesta pesquisa, a obtenção de um expoente de Hurst  $H$  não será associada à interpretação da existência (ou modificação) de correlações dos incrementos.

## 7.7. GRÁFICOS DE RECORRÊNCIA: ESTRUTURA DA MACROESCALA TEMPORAL

Outro método utilizado para obter informações preliminares sobre a dinâmica subjacente de fenômenos naturais é a análise de gráficos de recorrência. Esta pode ser realizada em dois níveis: (i) inspeção visual de gráficos de recorrência (*recurrence plot*, RP) (ECKMANN; KAMPHORST; RUELE, 1987) e (ii) quantificação de gráficos de recorrência (*recurrence quantification analysis*, RQA) (MARWAN *et al.*, 2007; TRULLA *et al.*, 1996).

Para a construção dos RP, o espaço de estados de cada série temporal foi reconstruído pelo método de reconstrução por atrasos (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SMALL, 2005; SPOTT, 2003). Caso a dinâmica seja constituída pela combinação de uma oscilação periódica somada a ruído, como sugerido pelas análises anteriores (embora não haja estacionariedade fraca), seria viável utilizar como dimensão de imersão  $m = 3$  e o tempo de atraso  $\tau$  como o primeiro cruzamento pelo zero da FAC, 50 atrasos ou 250 ms (pois o intervalo de amostragem após decimação é de 5 ms) e valores similares foram encontrados para todas as séries temporais. Portanto, os vetores reconstruídos correspondem à informação contida num intervalo ( $m \tau$ ) de 750 ms. A FIGURA 36 mostra os espaços de estados reconstruídos com estes valores para o voluntário 5. Percebe-se que as trajetórias estão abertas no espaço, o que indicaria um atraso adequado. Contudo, devido à não estacionariedade, não é possível distinguir um subespaço preferencial ocupado pelas trajetórias (um atrator). Além disto, as trajetórias podem estar abertas não pelos parâmetros

estarem adequados, mas pelos "saltos" de estados devido à não estacionariedade.

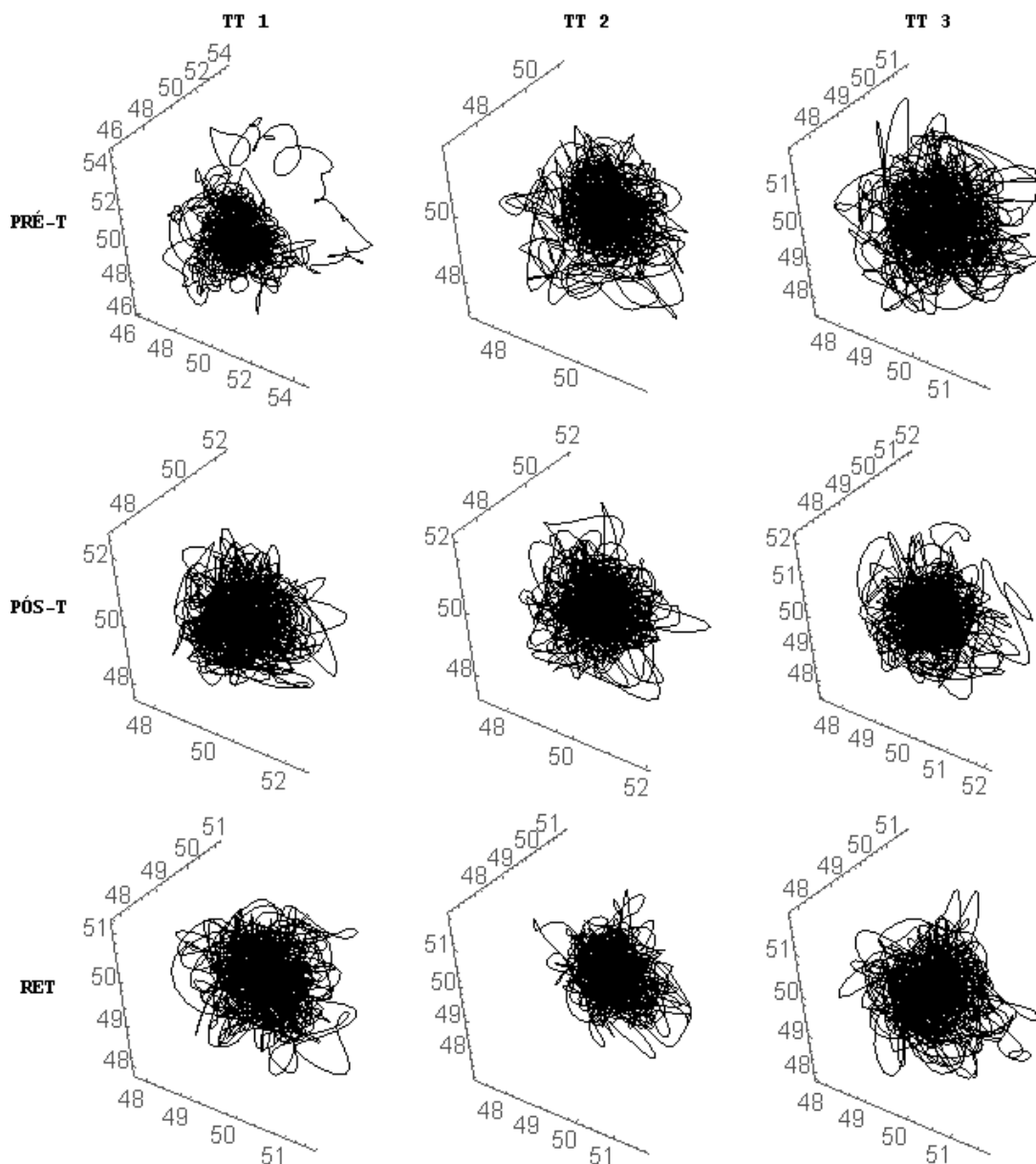


FIGURA 36 - Objeto no espaço de estados reconstruído pelo método de imersão por tempo de atraso das séries temporais do participante V5. Dimensão de imersão 3, tempo de atraso 50 (250 ms).

Outros métodos para estimativa de  $m$  e do atraso  $\tau$  são o método de falsos vizinhos e o algoritmo de informação mútua, respectivamente. Tais métodos são úteis quando se sabe pouco sobre a dinâmica, ou quando a imersão é superior a três dimensões, inviabilizando a inspeção visual do espaço de estados. O primeiro mínimo da informação mútua ocorreu em torno

de 10 atrasos para as séries, valor bem discrepante do fornecido pela FAC. O método de falsos vizinhos sugeriu valores entre 3 e 5, como exemplificado na FIGURA 37 para as séries temporais de V5. Com estes critérios, os parâmetros  $m = 5$  e  $\tau = 10$  se mostram adequados. Este atraso  $\tau$  corresponde a 50 ms, portanto os vetores reconstruídos correspondem à informação contida num intervalo ( $m \tau$ ) de 250 ms.

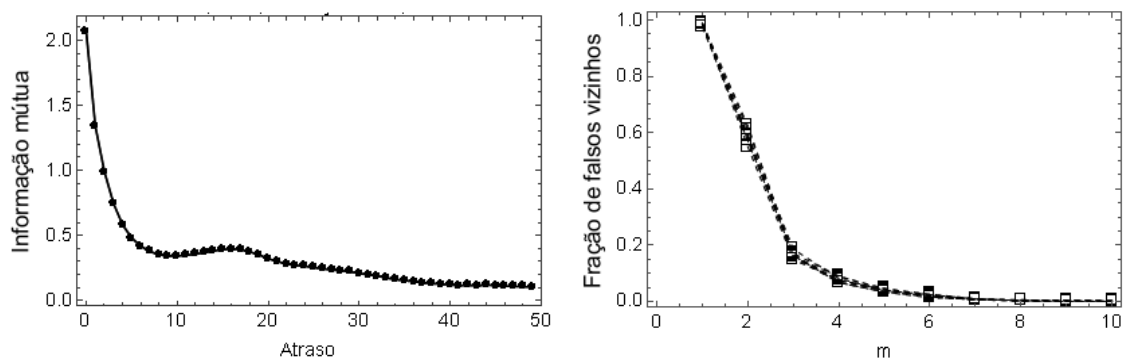


FIGURA 37 - Informação mútua (primeira tentativa do pré-teste) e fração de falsos vizinhos para V5 (gráfico com a superposição das tentativas de pré-teste, pós-teste e retenção). As análises sugerem o atraso igual a 10 e a mesma dimensão de imersão entre 4 e 5 para a reconstrução do espaço de estados.

Estas análises indicam diferentes pares de parâmetros de imersão ( $m$ ,  $\tau$ ) para a reconstrução, e há uma tendência maior na literatura de análise de sinais fisiológicos para se adotar o critério fornecido pela informação mútua. Entretanto, Small (2005), afirma que: (i) o raciocínio por trás dos métodos para determinação do tempo de atraso é gerar vetores razoavelmente decorrelacionados e ao mesmo tempo próximos uns dos outros; (ii) quando os dados exibem uma forte componente periódica, a escolha mais apropriada corresponde a 1/4 do período ou, de forma equivalente, ao primeiro zero da FAC. Por terem sido apresentadas evidências de forte periodicidade em torno de 1 s, frequência de 1 Hz, pelas análises da PSD e *wavelets*, há evidências para a utilização do critério do primeiro zero da FAC para o tempo de atraso - o qual corresponde exatamente a 1/4 deste período, 250 ms. A escolha da dimensão de imersão  $m = 3$  também é compatível com a fração de falsos vizinhos, próxima a 10%. O impacto desta escolha pode ser observado nos

gráficos de recorrência construídos com os diferentes critérios (FIGURA 38 e FIGURA 39), nos quais o limiar de recorrência  $\epsilon$  foi determinado de forma específica para cada RP garantindo  $\%RR = 5\%$ . Embora os RP baseados na informação mútua pareçam apresentar maior definição/contraste, a presença de diversas linhas horizontais (formando quadrados sólidos) seria uma falsa evidência de um regime laminar.

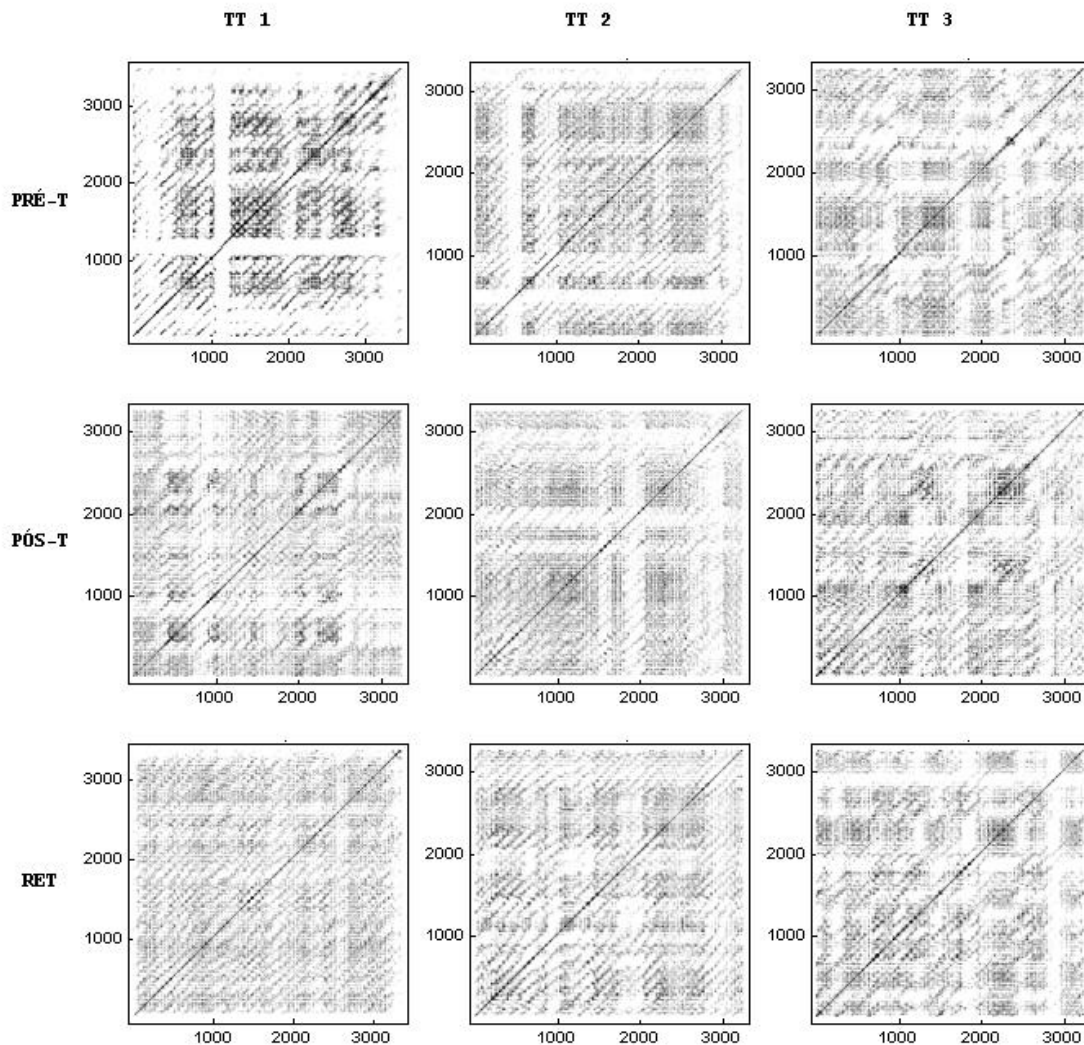


FIGURA 38 - Gráficos de recorrência para  $m = 3$ ,  $\tau = 50$  atrasos e  $\epsilon$  específico para cada RP garantindo  $\%RR = 5\%$ . Apresenta-se as nove tentativas de teste do participante V5. Parâmetros baseados na análise da FAC e PSD.



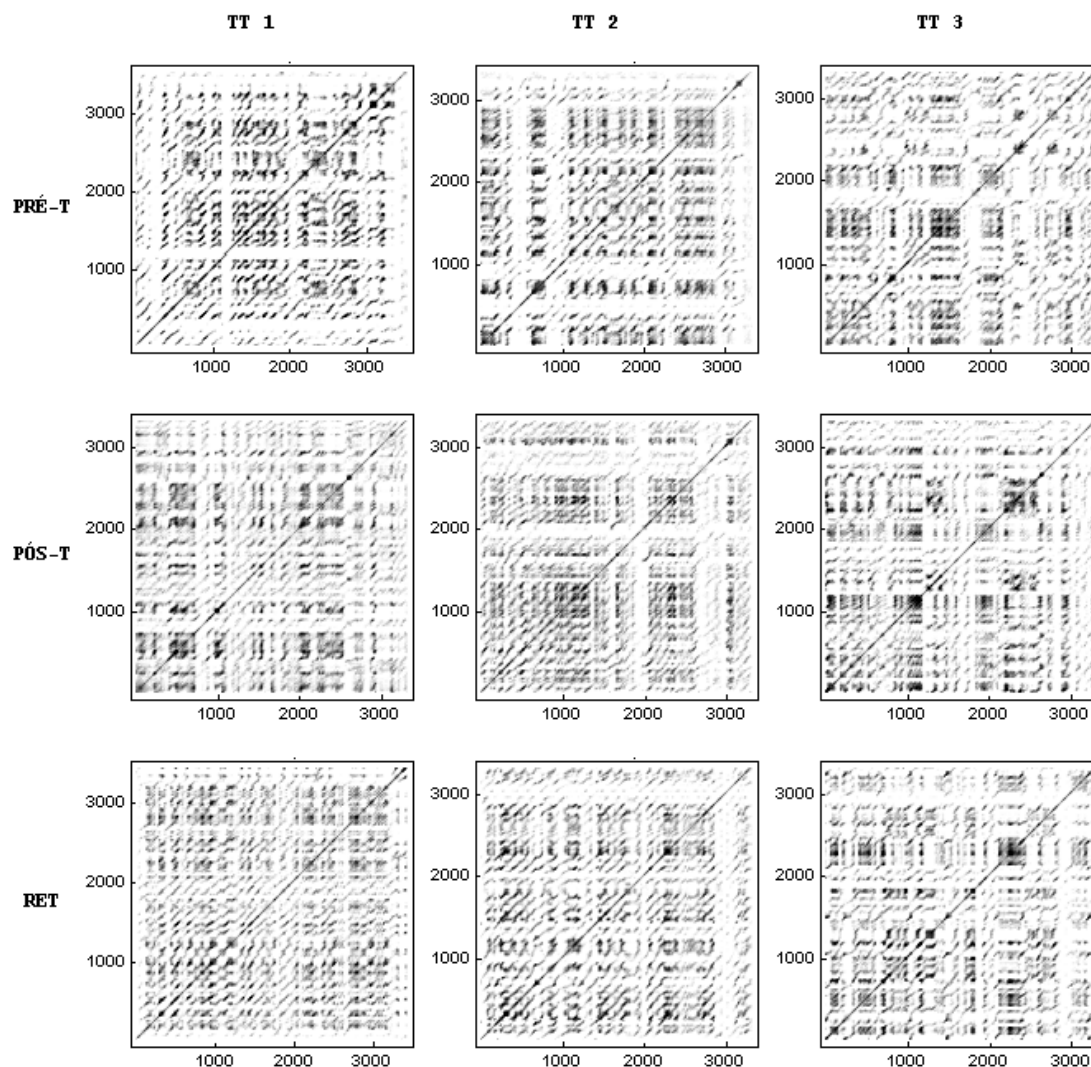


FIGURA 39 - Gráficos de recorrência para  $m = 5$ ,  $\tau = 10$  atrasos e  $\varepsilon$  específico para cada RP garantindo  $\%RR = 5\%$ . Apresentam-se as nove tentativas de teste do participante V5. Parâmetros baseados da estimativa da função de informação mútua.

Com o critério obtido da FAC, os RP estão "calibrados" para *representar com maior evidência a dinâmica periódica presente na macroescala temporal*. A assinatura característica deste tipo de dinâmica está presente nos RP da FIGURA 38: linhas diagonais espaçadas em intervalos aparentemente iguais - mais perceptível na primeira tentativa do pré-teste. Este fato é compatível com as análises realizadas anteriormente com a PSD e *wavelts*. Nesta representação da informação da ação motora através de gráficos de recorrência (FIGURA 38), há evidências que permitem sugerir as seguintes características para a dinâmica da macroescala temporal:

1. períodos de certa "estabilidade" , interrompidos por mudanças abruptas numa mesma tentativa (faixas brancas, em geral interpretadas como transições da dinâmica do sistema). Estes períodos são representados pelos blocos exemplificados na FIGURA 40.
2. Uma diminuição do tempo de "estabilidade", representado pelo aumento do número de blocos, que ocorre de forma (i) similar ao longo das tentativas de pré-teste e teste de retenção de 24h, mas de forma (ii) diferente ao longo das tentativas do pós-teste. Especificamente, em (i) a primeira tentativa apresenta poucos blocos, enquanto nas seguintes há vários blocos. Para (ii), as três tentativas apresentam vários blocos.

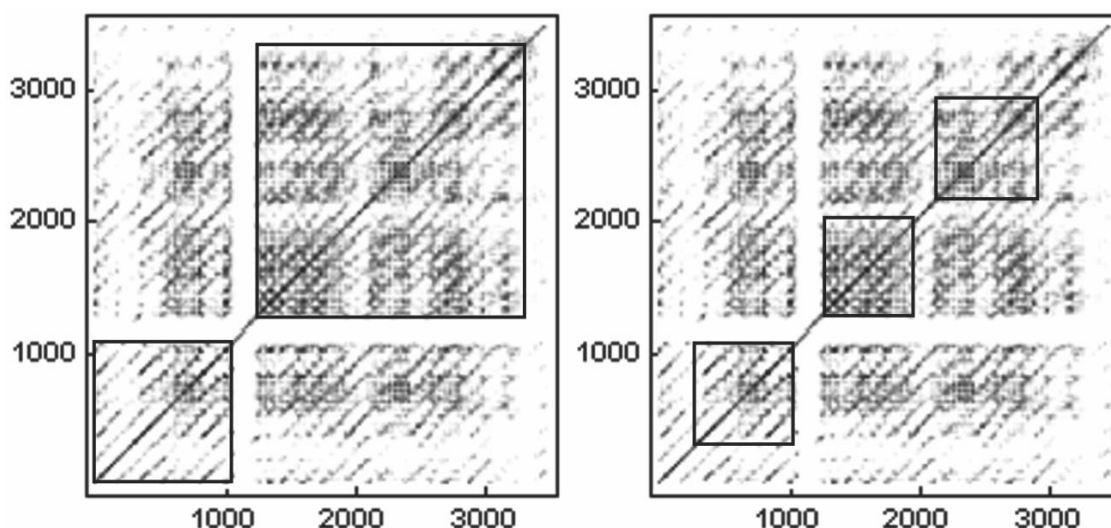


FIGURA 40 - Blocos de "estabilidade" da dinâmica periódica (indicados pelos quadrados) da primeira tentativa do pré-teste de V5, que talvez possam ser mapeados num conceito de "estabilidade" das *soluções motoras*. As diferentes interpretações da inspeção visual indicam a pertinência de quantificação deste conceito, o que justifica a utilização da RQA.

Estas possibilidades sugerem que ocorrem modificações na dinâmica do sistema dentro de uma mesma tentativa, como blocos coesos de *soluções motoras*. Mais ainda, sugerem a possibilidade de confluência entre a hipótese do processo adaptativo (TANI *et al.*, 2014) e o papel funcional do erro durante uma ação motora. Entretanto, dois passos fundamentais são necessários para se avançar nestas questões: (i) quais variáveis permitem quantificar estas

evidências visuais dos RP (existem mais de 14 variáveis relacionadas à quantificação de gráficos de recorrência - RQA)? (ii) Qual o mapeamento mais adequado entre os conceitos do Comportamento Motor, Sistemas Dinâmicos e Sistemas Complexos? Por exemplo, o conceito de *estabilidade* da hipótese do processo adaptativo deveria ser mapeado em qual dos conceitos de Sistemas Dinâmicos: estabilidade, *estado* estacionário, invariância temporal ou estacionariedade (da série temporal). Dentro da própria literatura de Sistemas Dinâmicos, há por vezes a confusão entre os conceitos de invariância temporal e estacionariedade. Dentre estas questões, o presente estudo discute a questão (ii) a seguir, fundamentando a utilização de algumas variáveis da RQA no estudo das mudanças na dinâmica de  $F\%(t)$  do grupo de participantes em função da prática (seção 8).

### 7.7.1. Quantificação dos gráficos de recorrência (RQA)

Nesta seção, apresenta-se argumentos para a escolha de algumas variáveis da RQA para a (i) quantificação de atributos dinâmicos discutidos na inspeção visual dos RP e (ii) quantificação de conjecturas da área do Comportamento Motor discutidas.

- Previsibilidade da dinâmica, %DET. Variável conhecida como "determinismo", porém sendo mais adequadamente associada ao grau de previsibilidade do sistema (LETELLIER, 2006; PORTES *et al.*, 2014).
- Comprimento médio das diagonais recorrentes,  $L_M$ . O comprimento das linhas diagonais está ligado ao tempo em que duas trajetórias permaneceram próximas (houve recorrência). Como os RP foram ajustados para capturar a forte dinâmica periódica, o comprimento máximo,  $L_{max}$ , traria informação apenas sobre a maior duração de tempo na qual o sistema permaneceu neste regime periódico - na interpretação proposta anteriormente, duração da maior *solução motora*. Já o comprimento médio das diagonais recorrentes,  $L_M$ , traria informação sobre a duração de todas as soluções motoras. Sugere-se

aqui a interpretação de  $L_M$  no seguinte sentido: se  $L_M$  aumenta (diminui), a quantidade de tempo que o participante permanece numa mesma *solução motora* aumenta (diminui). Consequentemente, este valor está ligado ao número e duração de mudanças abruptas na dinâmica (faixas brancas).

- Entropia, S. Se o ato de errar uma ação motora é funcional, no sentido de permitir ao indivíduo (o sistema complexo) buscar soluções ótimas, pode-se conjecturar que a dinâmica do sistema se altere de forma a testar várias regiões do espaço de estados em busca de uma *solução motora otimizada*. Quando esta solução for encontrada, espera-se que o sistema (complexo) interrompa, ou ao menos minimize esta busca. Sugere-se e assume-se, nesta pesquisa, que tal comportamento pode ser quantificado pela entropia, a qual relaciona as possibilidades visitadas no espaço de estados (segmentos *diagonais não recorrentes*, ou diagonais *brancas*) pelas recorrências (*pontos recorrentes*, ou pontos *pretos*). É importante frisar que esta definição de entropia para gráficos de recorrência é a versão de Lettelier (2006), e não a versão original "ENTR" (TRULLA *et al.*, 1996). Embora haja estudos demonstrando que apenas S quantifica de forma lógica e robusta a dinâmica de sistemas conhecidos, como o sistema de Rössler (LETELLIER, 2006; PORTES *et al.*, 2014), a utilização de ENTR ainda é encontrada na literatura (MARWAN *et al.*, 2007). Por exemplo, em Portes *et al.* (2014), foi demonstrado o caráter ambíguo de ENTR, que pode tanto aumentar quanto diminuir em função de um aumento da complexidade da dinâmica do sistema de Rössler, enquanto S apenas aumenta com o aumento da complexidade.

## 7.8. SUMÁRIO E CONCLUSÃO

As séries  $F\%(t)$  do participante V5 trazem consigo informação dos processos e mecanismos subjacentes em operação durante a ação motora e

ao longo do processo de aprendizagem. Procurou-se decodificar esta informação, por meio de diversas representações, tanto no domínio do tempo, frequência e híbrida tempo/frequência. Diversas análises sugeriram indícios dos mesmos aspectos, outras detectaram apenas um aspecto específico. *Insights*, armadilhas e cuidados metodológicos foram observados e relacionados:

1. Não estacionariedade das séries temporais: sugere cuidado na interpretação da análise via PSD. Com maior gravidade, indica que a aplicação de algoritmos para determinação de dimensão de correlação, mesmo que apresentem platôs indicando que existe um valor finito desta dimensão, trará resultados que não refletem a dinâmica do sistema.
2. Forte componente periódica em torno de 1 Hz (tempo característico de 1 s). Esta componente domina a macroescala temporal e passa por mudanças abruptas, sugerindo ser esta a razão da não estacionariedade observada nas séries temporais.
3. Lei de potência em escala inferior a 1 s. A primeira tentativa do pré-teste de V5, quando comparada aos dados subrogados, mostra a *pertinência da inspeção do gráfico de flutuação* de todas as tentativas antes de se sugerir a existência de uma região de lei de potência.

Devido a não estacionariedade, resultados de dimensão de correlação (NEWELL *et al.*, 2003) podem ser espúrios (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SMALL, 2005), não havendo relação com a dinâmica do sistema (não implicando na presença de caos na variabilidade motora). Os resultados sugerem ainda que há duas dinâmicas distintas, estocástica e determinista, operando em escalas de tempo separadas por um tempo crítico de *crossover* em torno de 1 s. Portanto, os resultados observados na literatura, que indicariam hipóteses (incipientes) contraditórias, podem ser atribuídos à: (i) falta da realização de um teste de estacionariedade dos dados antes da análise de dimensão de correlação; (ii) aplicação de técnicas de análise apropriadas a uma determinada "classe dinâmica" (em geral tendo como prerrogativa a inexistência da outra) enquanto o sinal de força isométrica é composto pelas duas classes (dois regimes dinâmicos atuando em escalas diferentes).

Especificamente, a DFA captura informação de processos estocásticos, perdendo acuidade perante sinais com tendências [até mesmo periódicas], enquanto a dimensão de correlação (utilizada em Newell *et al.*, 2003) tanto estacionariedade da série quanto um nível mínimo de ruído (a fundamentação teórica exige nível zero de ruído, sendo o ruído entendido como a presença de dinâmica estocástica no sinal).

Destes resultados, com os quais foi possível alcançar os objetivos específicos 1 e 2, esta pesquisa sugere *que toda análise que, por sua natureza, discrimine apenas uma destas dinâmicas, será incompleta na caracterização do comportamento motor*. Como consequência desta premissa, devem-se aplicar técnicas analíticas *complementares* simultaneamente, no sentido de capturar assinaturas de dinâmicas deterministas e estocásticas. Da análise da ação motora do participante V5, as técnicas analíticas que mostraram indícios de se adequar a esta visão são a análise de flutuação, como a DFA, e a RQA. Na próxima seção, este paradigma de análise será aplicado, visando investigar como a dinâmica muda com a prática (objetivo específico 3).

## **8 MODIFICAÇÕES DA DINÂMICA DA FORÇA ISOMÉTRICA INDUZIDAS PELA PRÁTICA: RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Nesta seção, buscou-se investigar as mudanças da dinâmica da ação motora em função da prática (objetivo específico 3). Aplicou-se o paradigma de análise proposto na seção 4.3, que consiste na aplicação simultânea de técnicas complementares de análise de séries temporais, no sentido de capturar assinaturas de dinâmicas deterministas e estocásticas.

Para este estudo foram utilizadas as séries  $F\%(t)$  dos 10 participantes do experimento (Capítulo 5), e processadas da mesma forma que as séries do participante V5 no estudo anterior (seção 6).

## 8.1. VARIÁVEIS DEPENDENTES

Foram analisadas duas variáveis associadas ao caráter estocástico da dinâmica (parâmetros de lei de potência) e três variáveis associadas ao caráter determinista, apresentadas a seguir.

Parâmetros de lei de potência (estimativa empírica):

- Expoente de Hurst,  $H$ .
- Tempo crítico de *crossover* entre a região central de escala e a região de saturação,  $T_C$ . Quantifica uma fronteira dinâmica, ou a escala temporal na qual a dinâmica do sistema deixa de ser dominada pela estocástica, se tornando predominantemente determinista e quase periódica.

Parâmetros da dinâmica determinística do sistema, baseados na RQA:

- Grau de previsibilidade do sistema, %DET.
- Comprimento médio dos seguimentos recorrentes,  $L_M$ .
- Entropia,  $S$ . Quantifica a razão entre as possibilidades de recorrência no espaço de estados reconstruídos e as recorrências de fato observadas.

## 8.2. TRATAMENTO DOS DADOS E ANÁLISE ESTATÍSTICA

As variáveis dependentes  $H$ ,  $T_C$ , %DET,  $L_M$  e  $S$  foram calculadas para cada uma das 90 séries  $F\%(t)$ . Para representar o desempenho do participante num dado momento experimental, foi tomada a média das três tentativas do pré-teste, do pós-teste e do teste de retenção - desta forma, cada participante foi caracterizado por uma variável dependente (média) em cada momento experimental.

Quanto à análise estatística, realizou-se:

1. Teste de estacionariedade fraca, descrito na seção 7.2.

2. Análise das variáveis dependentes em função do momento experimental, primeiramente verificando-se a normalidade da amostra pelo teste de Shapiro-Wilk. Realizou-se uma ANOVA para medidas repetidas, na abordagem multivariada de um fator com critério de Wilks (KESELMAN; ALGINA; KOWALCHUK, 2001), para testar a hipótese nula de que não há diferença na variável dependente em função dos diferentes momentos experimentais de pré-teste, pós-teste e retenção. Adotou-se a diferença significativa caso  $p < 0,05$  e, em caso positivo, seguiu-se com o teste *post hoc* de Bonferroni para localização das diferenças. Utilizou-se o software SPSS v.20 (IBM, USA).

### 8.3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O teste de estacionariedade fraca foi realizado para cada uma das nove séries temporais  $F\%(t)$  dos dez participantes (FIGURA 41). Nenhuma das séries pode ser considerada fracamente estacionária.



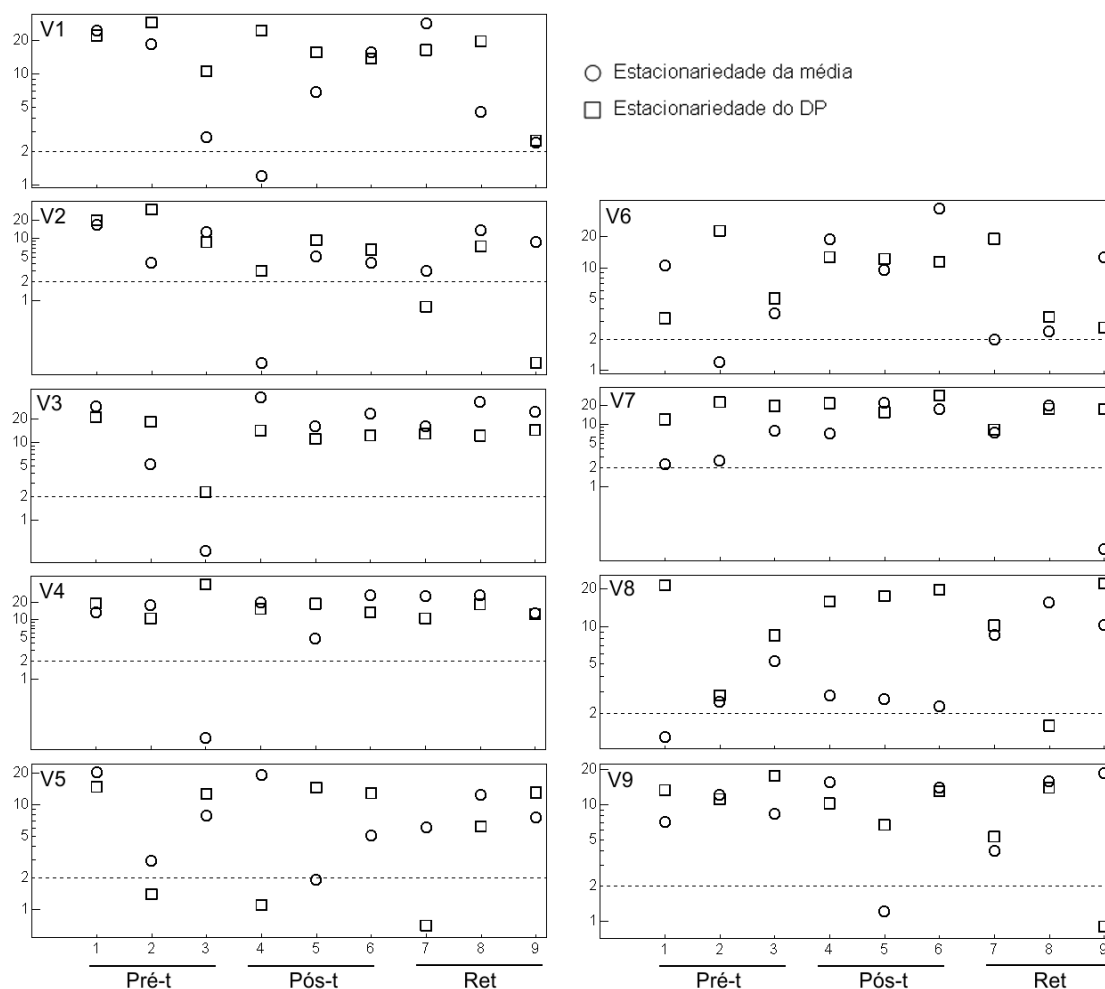


FIGURA 41 - Teste de estacionariedade fraca das séries temporais  $F\%(t)$ .

Para as variáveis que caracterizam a lei de potência, a estimativa do expoente de Hurst,  $H$ , apresentou diferença significativa,  $\lambda$  de Wilks = 0,295,  $F(2,8) = 9,561$ ,  $p = 0,008$ ,  $\eta^2 = 0,705$  e poder de 0,902 (FIGURA 42). O *post hoc* indicou que  $H$  foi menor no pós-teste em relação ao pré-teste ( $p = 0,009$ ) e à retenção ( $p = 0,013$ ), e que não houve diferença entre o pré-teste e retenção ( $p = 0,103$ ). O resultado sugere que a prática induziu uma diminuição transitória de  $H$ .

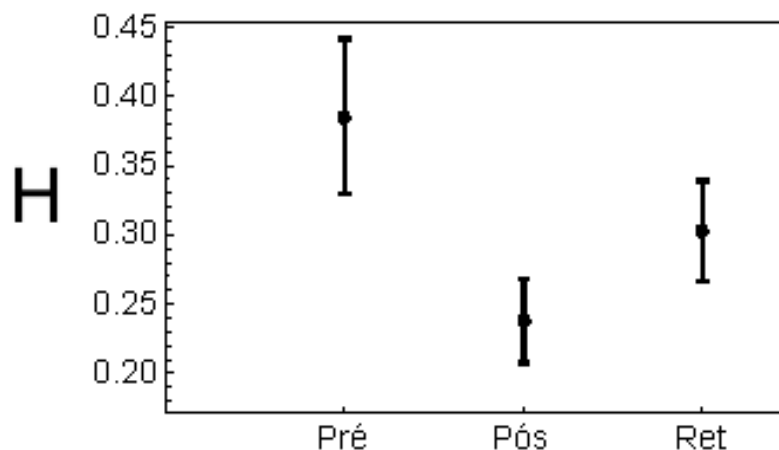


FIGURA 42 - Valor médio da estimativa do expoente de Hurst ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

Contudo, para a estimativa do tempo crítico de *crossover*,  $T_C$ , não houve diferença significativa,  $\lambda$  de Wilks = 0,695,  $F(2,8) = 1,535$ ,  $p = 208$ ,  $\eta^2 = 0,305$  e poder de 0,227 (FIGURA 43). Não há evidência para se rejeitar a hipótese nula de que a prática modifica a posição da fronteira dinâmica  $T_C$ .

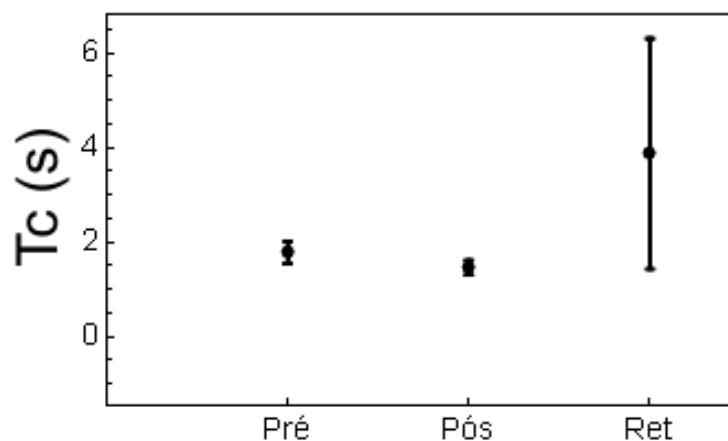


FIGURA 43 - Valor médio da estimativa do tempo crítico de *crossover* ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

O teste de estacionariedade fraca dos incrementos de  $F\%(t)$  (FIGURA 44), indicou que apenas duas das 90 séries são fracamente estacionárias: segunda tentativa de V1 e sétima tentativa de V7. Este resultado *não permite que o valor de H seja utilizado para sugerir a presença de correlações* na microescala temporal, como persistência e anti-persistência, para 88 das 90 séries analisadas.

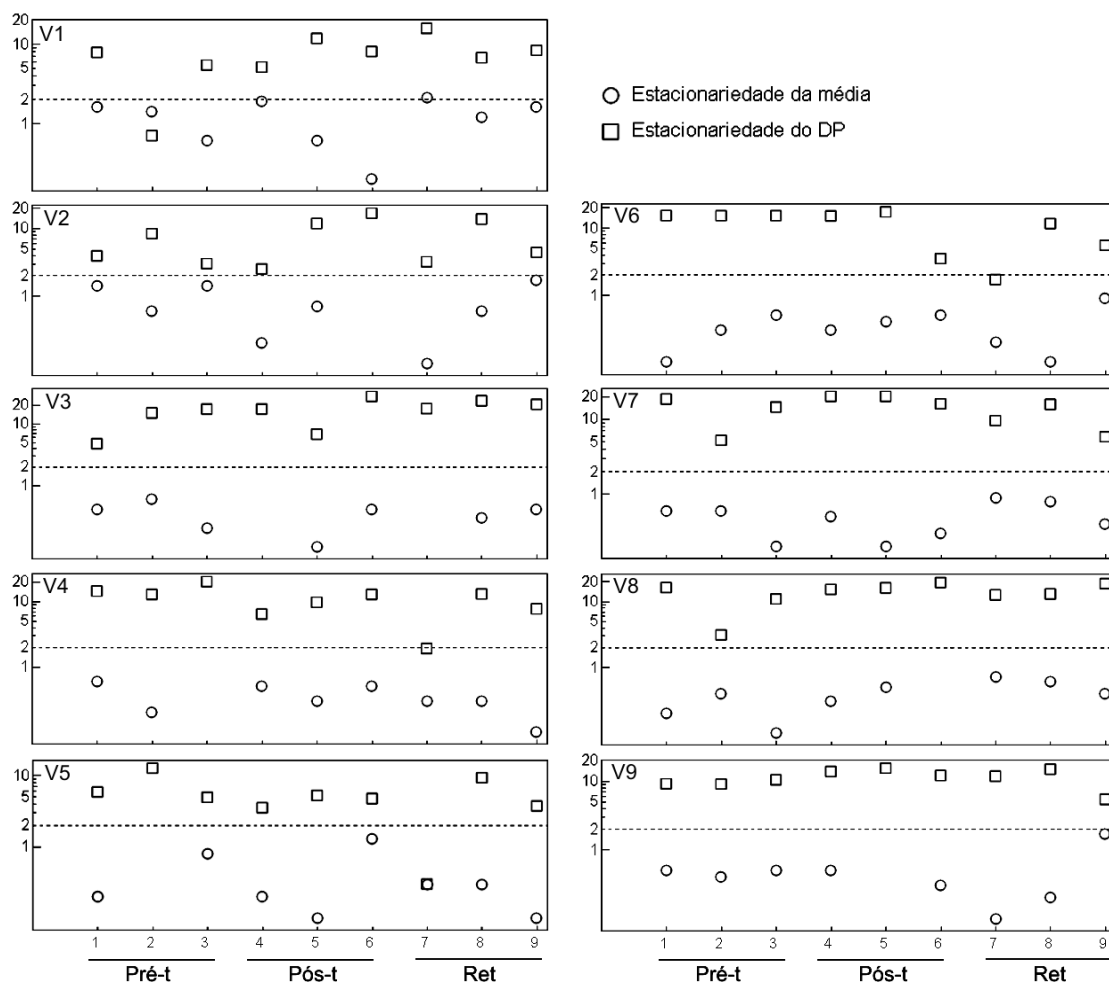


FIGURA 44 - teste de estacionariedade fraca dos incrementos de  $F\%(t)$ .

Quanto às variáveis que procuraram capturar o caráter determinista do sinal, a ANOVA indicou que houve diferença significativa para o grau de previsibilidade %DET,  $\lambda$  de Wilks = 0,336,  $F(2,8) = 7,891$ ,  $p = 0,013$ ,  $\eta^2 = 0,664$  e poder de 0,837 (FIGURA 45). O *post hoc* indicou que %DET foi menor no pós-teste em relação ao pré-teste ( $p = 0,018$ ) e à retenção ( $p = 0,011$ ), e que não houve diferença entre o pré-teste e retenção ( $p = 1$ ). O resultado sugere que a prática induziu uma diminuição transitória de %DET.

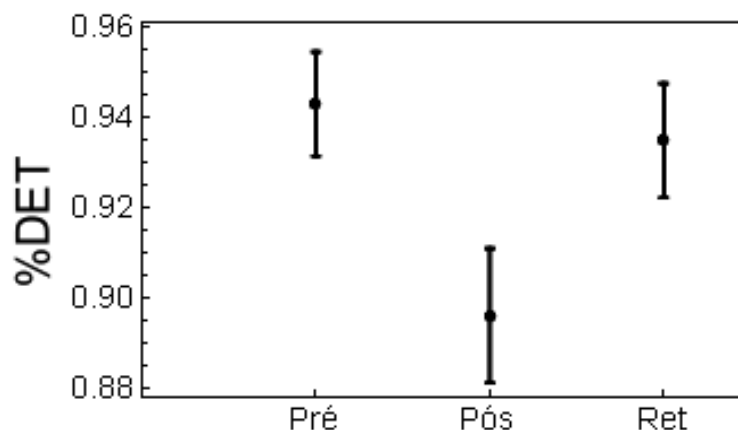


FIGURA 45 - Valor médio de %DET ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

Houve diferença significativa para  $L_m$ ,  $\lambda$  de Wilks = 0,453,  $F(2,8) = 4,823$ ,  $p=0,042$ ,  $\eta^2=0,547$  e poder de 0,624 (FIGURA 46). O *post hoc* indicou que  $L_m$  foi menor no pós-teste em relação ao pré-teste ( $p=0,034$ ) e à retenção ( $p=0,035$ ), e que não houve diferença entre o pré-teste e retenção ( $p=0,303$ ). O resultado sugere que a prática induziu uma diminuição transitória de  $L_m$ .

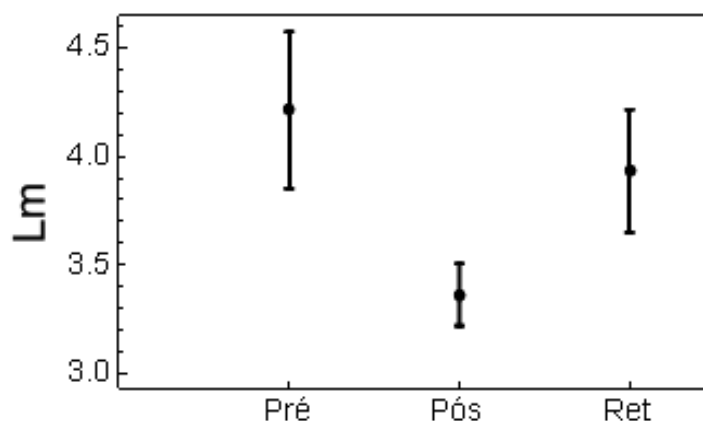


FIGURA 46 - Valor médio de  $L_m$  ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

A entropia  $S$  apresentou diferença significativa,  $\lambda$  de Wilks = 0,291,  $F(2,8) = 9,768$ ,  $p=0,007$ ,  $\eta^2=0,709$  e poder de 0,908 (FIGURA 47). O *post hoc* indicou que  $S$  foi maior no pós-teste em relação ao pré-teste ( $p=0,006$ ) e à retenção ( $p=0,011$ ), e que não houve diferença entre o pré-teste e retenção ( $p=0,517$ ). O resultado sugere que a prática induziu um aumento transitório de  $S$ .

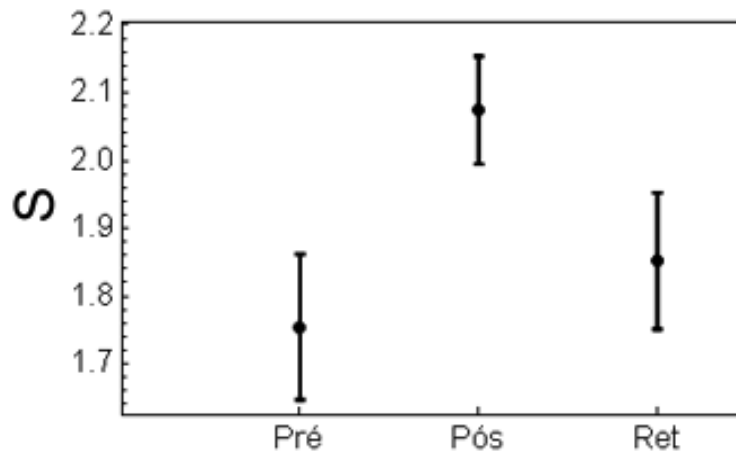


FIGURA 47 - Valor médio da entropia  $S$  ( $\pm$ erro padrão) para o grupo experimental nos momentos pré-teste, pós-teste e retenção.

Os momentos experimentais de pré-teste, pós-teste e teste de retenção devem ser interpretados primeiramente como uma inferência das características das *médias* de dinâmicas antes da prática, imediatamente *após* a prática e 24 h após a prática - posto que não houve determinação de estacionariedade das séries (e *indícios* de não haver invariância temporal nos gráficos de recorrência de V5). Além disto, a discussão apresentada a seguir tem como premissa básica a interpretação atribuída às variáveis (mapeamento de conceitos do Comportamento Motor e Sistemas Dinâmicos, abordado ao longo da seção 4.3).

Tanto o comportamento das variáveis com as quais se procurou associar o caráter determinista do sinal (DET%,  $L_M$  e  $S$ ) quanto da variável que buscou capturar o caráter estocástico (H) foi qualitativamente diferente das variáveis associadas ao desempenho (RMSE% e DP%). Enquanto as primeiras se modificaram imediatamente após a prática (pós-teste) para, 24 h depois (pós-teste), se tornarem indistinguíveis (estatisticamente) de seus valores iniciais (pré-teste), a modificação em virtude da prática das variáveis associadas ao desempenho foi *relativamente* permanente (pós-teste indistinguível do teste de retenção). Este resultado sugere uma relação entre mudanças na estrutura da variabilidade, nas macro e microescalas temporais, com a melhora do desempenho imediatamente após a prática, mas não há foi encontrada uma mudança da estrutura da variabilidade que pudesse ser associada à persistência do desempenho após o intervalo de 24 h.

Parece haver evidências de que a prática afetou de forma transiente o regime determinista aumentando a complexidade do *comportamento*<sup>3</sup> (estimada pela entropia) e diminuindo a duração de tempo no qual se sustentou continuamente um comportamento quase periódico (inferido por  $L_M$ ), ou *solução motora* nesta classe de dinâmica observada. Estes resultados são compatíveis entre si, pois a complexidade pode aumentar tanto no aumento de *soluções motoras* contidas numa mesma tentativa (necessariamente levando a uma diminuição da duração destas), quanto com um aumento da complexidade de cada bloco de *solução motora*. Em outras palavras, os resultados são compatíveis, mas não permitem distinguir se o efeito da prática sobre a estrutura da variabilidade foi o de aumentar o número de *dinâmicas* distintas, *soluções motoras* distintas, dentro de uma mesma tentativa, e/ou modificar a(s) dinâmica(s) em si. A previsibilidade do sistema, DET%, é mais compatível com o cenário de saltos entre diferentes dinâmicas distintas, pois DET% costuma ser igual a 100% em regimes deterministas não-caóticos (PORTES *et al.*, 2014)<sup>4</sup>.

Entretanto, há outras hipóteses explanativas: (i) estes mesmos resultados podem ser obtidos caso a prática tenha levado a uma diminuição da amplitude da forte componente periódica de forma *também transiente* (apenas vista no pós-teste), o que implica numa maior ênfase da componente estocástica no pós-teste (mas não na retenção): equivalente à diminuição da razão sinal/ruído. Isto seria detectado como um aumento de complexidade por S, diminuição de ciclos de periódicos inferidos por  $L_M$  e diminuição de pontos recorrentes quantificados por DET%. (ii) Uma modificação na estrutura do regime estocástico também impactaria, de alguma forma, estas variáveis.

Quanto à primeira hipótese, observou-se que a prática levou a uma modificação relativamente permanente da magnitude da variabilidade do sinal,

---

<sup>3</sup> Evitou-se, neste momento, utilizar os termos *sistema* e *sistema dinâmico*. Numa abordagem transdisciplinar, este termo terá significado diferente a partir do ponto de vista do leitor: (i) sistema (dinâmico) como algo formado por unidades que interagem entre si; (ii) um conjunto de equações que regem a dinâmica. A unificação da linguagem científica é considerada um dos objetivos da emergente ciência de Sistemas Complexos.

<sup>4</sup> Considerando que o grau de observabilidade da variável utilizada para reconstruir o sistema não seja ruim.

DP%. Caso a magnitude da forte componente periódica no pós-teste retornasse a um valor próximo do pré-teste, a modificação de DP% seria transitória (apenas no pós-teste). Esta não é uma evidência definitiva contra a primeira hipótese, mas sugere a pertinência de uma investigação futura mais aprofundada.

Quanto à segunda hipótese,  $H$  é uma medida associada à estrutura do regime estocástico. A prática provocou modificações transitórias no expoente  $H$  (valor do pré-teste não diferente do valor da retenção no *post hoc*). Portanto, não há evidências para refutar a segunda hipótese.

No Capítulo 6, foi discutida a questão de, numa série temporal de uma mesma tentativa, não haver estacionariedade e de os gráficos de recorrência sugerirem não haver invariância temporal. Estes fatores indicam a pertinência de investigar a estrutura da variabilidade em seguimentos das séries temporais que possam ser atribuídos a um sistema invariante no tempo. Os resultados para o expoente de Hurst, por exemplo, podem ter sido contaminados pelas modificações nas oscilações da macroescala temporal [a DFA não é robusta a tendências (BRYCE; SPRAGUE, 2012)]. Portanto, os resultados deste capítulo, quanto a não haver diferenças entre as variáveis no pós-teste e retenção, devem ser investigados mais a fundo buscando-se métodos de análise e conceitos ligados às questões de não estacionariedade e invariância temporal.

#### 8.4. CONCLUSÃO

Há evidências que corroboram a hipótese de que a prática modificou, *de forma transiente*, os regimes dinâmicos que dominam as macro e microescalas temporais.

Quanto à macroescala temporal, dominada por comportamento periódico, há evidências de que a prática modifica de forma transitória alguma característica do sistema. Os resultados sugerem uma investigação mais profunda sobre a possibilidade desta característica retornar ao estado anterior da prática após o intervalo de 24 h e qual é, de fato, esta característica.

## 9 CONCLUSÃO E PERSPECTIVAS

Os resultados sugerem que há duas dinâmicas distintas, estocástica e determinista, operando *em escalas de tempo* diferentes, separadas por um tempo crítico de *crossover* em torno de 1 s. Portanto, nesta pesquisa sugere-se *que toda análise que, por sua natureza, discrimine apenas uma destas dinâmicas, será incompleta na caracterização do comportamento motor*. Como consequência desta premissa, devem-se aplicar técnicas analíticas que quantifiquem estas características *simultaneamente*.

Das reflexões e estudos sobre conceitos de Aprendizagem Motora e Sistemas Dinâmicos, bem como técnicas de análise de sinais, o presente estudo apresentou evidências para suportar a utilização da DFA e de algumas variáveis da RQA ( $S$ ,  $L_M$  e  $DET\%$ ) como estatísticas sumárias para a descrição das características estruturais das macro e microescalas temporais observadas. Os resultados sugerem que a prática leva a modificações transitórias da microescala temporal (estocástica), e da macroescala temporal (determinista quase periódica). O fato da melhora do desempenho, estar associada à diminuição de  $H$ , seria compatível com alguns achados da análise de sinais fisiológicos de que o organismo sadio, ou eficiente, gera ruído próximo ao rosa, enquanto um organismo fora deste estado gera sinais fisiológicos em direção à ruído branco e Browniano (ORDEN; KLOOS; WALLOT, 2011; SLIFKIN; EDER, 2012; VAN ORDEN; HOLDEN; TURVEY, 2003). Contudo, as modificações estruturais encontradas foram transitórias, enquanto a melhora do desempenho foi relativamente permanente. Avançar nesta questão exige aprofundar sobre a questão da possibilidade de ocorrência de diferentes dinâmicas que se sucedem numa mesma tentativa (não haver invariância temporal) e nas possíveis razões para a presença de não estacionariedade - e, desta forma, examinar separadamente seguimentos quase estacionários e/ou representativos de apenas uma dinâmica. Também foi apontado que apenas a determinação de  $H$  não permite inferir se existe correlação na série temporal, pois esta pode ser atribuída a um processo markoviano de incrementos não estacionários (por definição, sem memória e



sem correlação temporal). Desta forma, este passo exige um aprofundamento em técnicas de análise de correlação e estacionariedade.

Quanto à macroescala temporal, há evidências de que é dominada por uma forte componente periódica em torno de 1 s, e que a prática modifica de forma transitória *alguma* característica do sistema. Além disto, as séries temporais de uma mesma tentativa trazem evidências de possuir blocos de certa estabilidade dinâmica, entremeados por transições (um avanço em relação aos primeiros indícios da inspeção visual e análise de estacionariedade). Isto indica a pertinência se buscar conceitos teóricos e técnicas de análise adequadamente associadas a tais conceitos que permitam distinguir possíveis regimes dinâmicos operando em *instantes de tempo* diferentes numa mesma tentativa. Em outras palavras, uma única tentativa parece representar um conjunto de dinâmicas, aqui chamadas de *soluções motoras*. Desta forma, os momentos experimentais de pré-teste, pós-teste e teste de retenção, podem ser interpretados, primeiramente, como uma inferência das características das *médias de dinâmicas intrínsecas* antes da prática, *imediatamente após* a prática e 24 h após a prática - posto que não houve determinação de estacionariedade das séries (e indícios de não haver invariância temporal nos gráficos de recorrência de V5). O comportamento da complexidade do sinal (ser maior no pós-teste e retornar ao valor do pré-teste após o intervalo de 24 h), sugere a relevância de se investigar a possibilidade de que a dinâmica se torne realmente *intrínseca* somente após o intervalo de 24 h, no qual o processo de aprendizagem prossegue internamente na ausência de prática física. Aqui surge a possibilidade de interface com a neurociência e estudos de consolidação de memória (YARROW; BROWN; KRAKAUER, 2009).

Se há variação da dinâmica dentro de uma mesma tentativa, ou ao longo das tentativas, pode haver uma dinâmica (num nível superior) atuando sobre a dinâmica da ação motora. Conforme a teoria de Schöner, Zanone e Kelso (1992), para a coordenação entre dois efetores, a dinâmica da ação motora é o atrator, e a dinâmica de nível superior é a dinâmica que rege a modificação do atrator. Nesta teoria, a aprendizagem motora é definida como a modificação da dinâmica intrínseca na direção da melhoria de desempenho na tarefa, sendo a dinâmica intrínseca caracterizada por um atrator. Contudo, espaços de estados

podem ter atratores que coexistem, e um sistema pode ser composto pela combinação de diferentes componentes dinâmicas (determinista, estocástica).

A "não estacionariedade" pode parecer um problema. Entretanto, da mesma forma como Newell e Slifkin se referiram à variabilidade motora (NEWELL; SLIFKIN, 1998), a *"não estacionariedade" pode ser tão reveladora quanto, ou mais reveladora que, a "estacionariedade"*. A hipótese da existência de blocos coesos de soluções motoras, mapeadas a um conceito adequado de Sistemas Dinâmicos (seja a própria estacionariedade, ou a invariância temporal), pode se tornar uma ferramenta analítica para o estudo empírico da teoria do processo adaptativo (TANI *et al.*, 2014), bem como da hipótese do papel funcional do erro durante uma ação motora. Por outro lado, talvez permita a ampliação do limite da teoria de aprendizagem de Schöner, Zanone e Kelso e interpretações (KELSO, 2012; SCHÖNER; ZANONE; KELSO, 1992; ZANONE; KELSO, 1992, 1997) [primeiramente restrita à coordenação bimanual, e ainda restrita à coordenação entre diferentes membros efetores, mesmo que um deles seja virtual (KELSO *et al.*, 2009)], ou à construção de um modelo híbrido destas teorias. Entretanto, antes de avançar, é preciso buscar o (i) conceito mais adequado de Sistemas Dinâmicos que capture este constructo do Comportamento Motor e (ii) variáveis que o quantifiquem. Dentre estas questões, o presente estudo buscou avançar na questão (ii), sugerindo a utilização de algumas variáveis da RQA, embora outras ferramentas de análise possam e devam ser buscadas e/ou elaboradas. Quanto à questão (i), a invariância temporal é o conceito que captura a constância dos parâmetros de um sistema dinâmico, enquanto a estacionariedade é um atributo da série temporal. Estas questões fazem parte de perspectivas futuras para a continuação deste estudo. Uma fonte promissora é a Teoria de Controle (Engenharia), com técnicas sofisticadas de controle, análise e modelação (TODOROV; JORDAN, 2002; TODOROV, 2004).

## REFERÊNCIAS

ABRAHAM, R. H.; SHAW, C. D. **Dynamics, the geometry of behavior**. 4a. ed. Santa Cruz: Aerial Press, 2004.

AGUIRRE, L. A. **Introdução à identificação de sistemas**. 3a. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2007. p. 730

AGUIRRE, L. A.; LETELLIER, C. Nonstationarity signatures in the dynamics of global nonlinear models. **Chaos (Woodbury, N.Y.)**, v. 22, n. 3, p. 033136, set. 2012.

ATHREYA, D. N.; VAN ORDEN, G.; RILEY, M. A. Feedback about isometric force production yields more random variations. **Neuroscience Letters**, v. 513, n. 1, p. 37–41, 28 mar. 2012.

BACHELIER. **La Thoèrie de la Spéculation**. [s.l.] Ann. Sci. Ecole Norm. Super., 1900.

BARTLETT, R.; WHEAT, J.; ROBINS, M. Is movement variability important for sports biomechanists? **Sports Biomechanics**, v. 6, n. 2, p. 224–243, 2007.

BASHAN, A. et al. Comparison of detrending methods for fluctuation analysis. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 387, n. 21, p. 5080–5090, set. 2008.

BATES, B. T.; JAMES, C. R.; DUFEK, J. S. Single-subject analysis. In: STERGIOU, N. (Ed.). **Innovative Analyses of Human Movement**. Campaign: Human Kinetics, 2004. p. 3–28.

BERAN, J. **Statistics for long-memory processes**. New York: Chapman & Hall, 1994. p. 519

BERAN, J. et al. **Long-Memory Processes: Probabilistic Properties and Statistical Methods**. New York: Springer, 2013. p. 884

BERNSTEIN, N. **The coordination and regulation of movement**. London: Pergamon Press, 1967.

BERTALANFFY, L. VON. **Teoria geral dos sistemas**. Petrópolis: [s.n.].

BOASHASH, B. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. I. Fundamentals. **Proceedings of the IEEE**, v. 80, n. 4, p. 520–538, 1992.

BRYAN, W. L.; HARTER, N. Studies on the telegraphic language. The acquisition of a hierarchy of habits. **THE PSYCHOLOGICAL REVIEW**, v. VI, n. 4, p. 345–375, 1899.

BRYCE, R. M.; SPRAGUE, K. B. Revisiting detrended fluctuation analysis. **Scientific reports**, v. 2, p. 315, jan. 2012.

CHEN, Z. et al. Effect of nonlinear filters on detrended fluctuation analysis. **Physical Review E**, v. 71, n. 1, p. 011104, jan. 2005.

COLLINS, J. J.; DE LUCA, C. J. Open-loop and closed-loop control of posture: a random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. **Experimental Brain Research**, v. 95, n. 2, p. 308–18, jan. 1993.

COSTA, R. L.; VASCONCELOS, G. L. Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 329, n. 1-2, p. 231–248, nov. 2003.

DARWIN, C. **The origin of species by means of natural selection: or, the preservation of favored races in the struggle for life**. London: W. Clowes and Sons and Charing Cross, 1859.

DELIGNIÈRES. **Comunicação pessoal**, 2013.

DELIGNIERES, D. et al. Fractal analyses for “short” time series: A re-assessment of classical methods. **Journal of Mathematical Psychology**, v. 50, n. 6, p. 525–544, dez. 2006.

DELIGNIÈRES, D. et al. A Methodological Note on Nonlinear Time Series Analysis: Is the Open-and Closed-Loop Model of Collins and De Luca (1993) a Statistical Artifact? **Journal of Motor Behavior**, v. 35, n. 1, p. 86–96, 2003.

DELIGNIÈRES, D.; MARMELAT, V. Theoretical and methodological issues in serial correlation analysis. **Advances in Experimental Medicine and Biology**, v. 782, p. 127–48, jan. 2013.

DELIGNIÈRES, D.; TORRE, K.; LEMOINE, L. Methodological issues in the application of monofractal analyses in psychological and behavioral research. **Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences**, v. 9, n. 4, p. 451–477, 2005.

DEUTSCH, K. M.; NEWELL, K. M. Age Differences in Noise and Variability of Isometric Force Production. **Journal of Experimental Child Psychology**, v. 80, p. 392–408, 2001.

DEUTSCH, K. M.; NEWELL, K. M. Changes in the structure of children's isometric force variability with practice. **Journal of Experimental Child Psychology**, v. 88, n. 4, p. 319–33, ago. 2004.

DING, M. et al. Plateau onset for correlation dimension: When does it occur? **Physical Review Letters**, v. 70, n. 25, p. 3872–3875, 1993.

DINIZ, A. et al. Contemporary theories of 1/f noise in motor control. **Human movement science**, v. 30, n. 5, p. 889–905, out. 2011.

DOMKIN, D. et al. Joint angle variability in 3D bimanual pointing: uncontrolled manifold analysis. **Experimental Brain Research**, v. 163, n. 1, p. 44–57, 2005.

DONNER, R. V et al. Recurrence networks—a novel paradigm for nonlinear time series analysis. **New Journal of Physics**, v. 12, n. 3, p. 033025, 15 mar. 2010.

DUARTE, M.; STERNAD, D. Complexity of human postural control in young and older adults during prolonged standing. **Experimental Brain Research**, v. 191, n. 3, p. 265–76, nov. 2008.

DUARTE, M.; ZATSIORSKY, V. M. On the fractal properties of natural human standing. **Neuroscience letters**, v. 283, p. 173–176, 2000.

DUARTE, M.; ZATSIORSKY, V. M. Long-range correlations in human standing. **Physics Letters A**, v. 283, n. May, p. 124–128, 2001.

ECKMANN, J.-P.; KAMPHORST, S. O.; RUELLE, D. Recurrence Plots of Dynamical Systems . **Europhysics Letters**, v. 4, n. 9, p. 973–977, 1987.

ECKMANN, J.-P.; RUELLE, D. Ergodic theory of chaos and strange attractors. **Reviews of modern physics**, v. 57, n. 3, p. 617–56, 1985.

EKE, A. et al. Physiological time series : distinguishing fractal noises from motions. **Eur J Physiol**, v. 439, p. 403–415, 2000.

FEDER, J. **Fractals**. New York: Plenum Press, 1988.

FEDERAL\_STANDARD. **1037C. Telecommunications: Glossary of Telecommunication Terms**. [s.l.] Institute for Telecommunications Sciences 7, 1996.

FITTS, P. M. The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. **Journal of Experimental Psychology**, v. 47, n. 6, p. 381–391, 1954.

FITTS, P. M.; PETERSON, J. R. Information capacity of discrete motor responses. **Journal of Experimental Psychology**, v. 67, n. 2, p. 103–112, 1964.

GILDEN, D. L.; THORNTON, T.; MALLON, M. W. Gildden 1995, 1/f noise in human cognition. **Science**, v. 267, n. 5205, p. 1837–1839, 1995.

GOLDFIELD, E. C.; KAY, B. A.; WARREN, W. H. Infant bouncing: The assembly and tuning of action systems. **Child Development**, v. 64, p. 1128–1142, 1993.

GOLDMAN, S. **Information theory**. New York: Prentice-Hall, 1953.

GRASSBERGER, P. Do climatic attractors exist? **Nature**, v. 323, n. 6089, p. 609–612, 1986.

GRASSBERGER, P.; PROCACCIA, I. Measuring the strangeness of strange attractors. **Physica D**, v. 9, p. 189–208, 1983.

HAKEN, H. Cooperative phenomena in systems far from thermal equilibrium and in nonphysical systems. **Reviews of Modern Physics**, v. 47, n. 1, p. 67, 1975.

HAKEN, H. **Synergetics. an introduction**. 3a. ed. Berlin: Springer, 1983.

HAKEN, H.; KELSO, J. A. S.; BUNZ, H. A theoretical model of phase transitions in human hand movements. **Biological Cybernetics**, v. 51, n. 5, p. 347–356, 1985.

HONG, S. L.; NEWELL, K. M. Visual information gain and the regulation of constant force levels. **Experimental Brain Research**, v. 189, p. 61–69, 2008.

HU, X.; NEWELL, K. M. Adaptation to selective visual scaling of short time scale processes in isometric force. **Neuroscience letters**, v. 469, n. 1, p. 131–4, 18 jan. 2010.

HUBBARD, B. B. **World according to wavelests: the story of a mathematical technique in making**. Natick, MA: Universities Press, 1998.

HURST, H. E. Long term storage capacity of reservoirs. **TAmSoc Civ Eng**, v. 116, p. 770–799, 1951.

IGNACCOLO, M.; LATKA, M.; WEST, B. J. Detrended fluctuation analysis of scaling crossover effects. **Europhysics Letters**, v. 90, n. 1, p. 10009, 1 abr. 2010.

ISLIKER, H.; KURTHS, J. A test for stationarity: finding parts in time series apt for correlation dimension estimates. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 3, n. 6, p. 1573–1579, 1993.

JAMES, C. R. Considerations of movement variability in biomechanics research. In: N., S. (Ed.). . **Innovative Analyses of Human Movement**. 1o. ed. Champaign: Human Kinetics, 2004. p. 29–62.

KANG, N. et al. Learning multi-finger synergies: an uncontrolled manifold analysis. **Experimental Brain Research**, v. 157, n. 3, p. 336–350, 2004.

KANTELHARDT, J. W.; KOSCIELNY-BUNDE, E.; REGO, H. H. A. Detecting long-range correlations with detrended fluctuation analysis. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 295, p. 441–454, 2001.

KANTZ, H.; SCHREIBER, T. **Nonlinear time series analysis**. 2a. ed. Cambridge: Cambridge university press, 2005.

KATSEV, S.; L'HEUREUX, I. Are Hurst exponents estimated from short or irregular time series meaningful? **Computers & Geosciences**, v. 29, n. 9, p. 1085–1089, nov. 2003.

KELSO, J. A S. et al. Virtual Partner Interaction (VPI): exploring novel behaviors via coordination dynamics. **PloS one**, v. 4, n. 6, p. e5749, jan. 2009.

KELSO, J. A S. Multistability and metastability: understanding dynamic coordination in the brain. **Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences**, v. 367, n. 1591, p. 906–18, 5 abr. 2012.

KELSO, J. A. S. **Dynamic patterns: The self-organization of brain and behavior**. Cambridge: The MIT Press, 1995. p. 335

KESELMAN, H. J.; ALGINA, J.; KOWALCHUK, R. K. The analysis of repeated measures designs: a review. **The British journal of mathematical and statistical psychology**, v. 54, n. Pt 1, p. 1–20, maio 2001.

KUZNETSOV, N. A.; RILEY, M. A. Spatial resolution of visual feedback affects variability and structure of isometric force. **Neuroscience Letters**, v. 470, p. 121–125, 2010.

LATASH, M. L. et al. Structure of motor variability in marginally redundant multifinger force production tasks. **Experimental Brain Research**, v. 141, n. 2, p. 153–65, nov. 2001.

LATASH, M. L. Motor Control: The Heart of Kinesiology. **Quest**, v. 60, n. 1, p. 19–30, fev. 2008.

LATASH, M. L.; SCHOLZ, J. P.; SCHÖNER, G. Toward a new theory of motor synergies. **Motor control**, v. 11, n. 3, p. 276–308, jul. 2007.

LETELLIER, C. Estimating the Shannon Entropy: Recurrence Plots versus Symbolic Dynamics. **Physical Review Letters**, v. 96, n. 25, p. 254102, jun. 2006.

MAGILL, R. A.; ANDERSON, D. **Motor learning and control: Concepts and applications**. 8. ed. New York: McGraw-Hill, 2007.

MANDELBROT, B. B. Limit Theorems on the Self-Normalized Range for Weakly and Strongly Dependent Processes. **Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und verwandte Gebiete**, v. 31, n. 4, p. 271–285, 1975.

MANDELBROT, B. B. **The fractal geometry of nature**. San Francisco: Freeman, 1983.

MANDELBROT, B. B.; VAN NESS, J. W. Fractional Brownian Motions, Fractional Noises and Applications. **SIAM Review**, v. 10, n. 4, p. 422–437, out. 1968.

MARWAN, N. et al. Recurrence plots for the analysis of complex systems. **Physics Reports**, v. 438, n. 5-6, p. 237–329, jan. 2007.

MARWAN, N. et al. Complex network approach for recurrence analysis of time series. **Physics Letters A**, v. 373, n. 46, p. 4246–4254, nov. 2009.

MARWAN, N. How To Avoid Potential Pitfalls in Recurrence Plot Based Data Analysis. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 21, n. 04, p. 1003–1017, abr. 2011.

MCCAULEY, J. L.; GUNARATNE, G. H.; BASSLER, K. E. Hurst exponents, Markov processes, and fractional Brownian motion. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 379, n. 1, p. 1–9, jun. 2007.

MIELNICZUK, J.; WOJDYŁŁO, P. Estimation of Hurst exponent revisited. **Computational Statistics & Data Analysis** 51, v. 51, p. 4510–4525, 2007.

MINGESZ, R. et al. DIGITAL SIGNAL PROCESSOR (DSP) BASED 1/f a NOISE GENERATOR. **Fluctuation and Noise Letters**, v. 04, n. 04, p. L605–L616, dez. 2004.



MITRA, S.; AMAZEEN, P. G.; TURVEY, M. T. Intermediate motor learning as decreasing active (dynamical) degrees of freedom. **Human Movement Science**, v. 17, p. 17–65, 1998.

MITRA, S.; RILEY, M. A.; TURVEY, M. T. Chaos in Human Rhythmic Movement. **Journal of Motor Behavior**, v. 29, n. 3, p. 195–198, set. 1997.

MONTEIRO, L. H. A. **Sistemas dinâmicos**. 2a. ed. São Paulo: Livraria da Física, 2006. p. 625

MOREIRA, J. G.; SILVA, J. K. L. DA; KAMPHORST, S. O. On the fractal dimension of self-affine profiles. **J. Phys. A**, v. 27, p. 8079–4089, 1994.

MÜLLER, H.; STERNAD, D. Motor Learning: Changes in the Structure of Variability in a Redundant Task. **Progress in Motor Control**, Advances in Experimental Medicine and Biology. v. 629, 2009.

NADI, A. **On Fencing**. Bangor, Fla.: Laureate, 1943.

NEWELL, K. M. et al. Task goals and change in dynamical degrees of freedom with motor learning. **Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance**, v. 29, n. 2, p. 379–387, 2003.

NEWELL, K. M. Variability in motor output as noise: A default and erroneous proposition. **Movement system variability**, p. 3–22, 2006.

NEWELL, K. M.; CORCOS, D. M. Issues in variability and motor control. In: M., N. K.; M., C. D. (Eds.). . **Variability and motor control**. Champaign, EL: Human Kinetics, 1993.

NEWELL, K. M.; SLIFKIN, A. B. The nature of movement variability. In: PIEK, J. P. (Ed.). . **Motor behavior and human skill: A multidisciplinary approach**. Champaign, IL: Human Kinetics, 1998. p. 143–160.

NICOLIS, C.; NICOLIS, G. Is there a climatic attractor? **Nature**, v. 311, p. 529–532, 1984.

NOWAK, M. A. **Evolutionary Dynamics: exploring the equations of life**. 1a. ed. Cambridge: Harvard University Press, 2006. p. 363

OPPENHEIM, A. V.; WILLSKY, A. S.; NAWAB, S. H. **Signals and systems**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1983.

ORDEN, G. C. VAN; KLOOS, H.; WALLLOT, S. Living in the pink: intentionality, wellbeing, and complexity. In: GABBAY, M. D.; THAGARD, P.; WOODS, J. (Eds.). . **Handbook of Philosophy of Science: Philosophy of complex Systems Oxford**. [s.l.] Elsevier, 2011. v. 10p. 629–672.

PENG, C. K. et al. Finite-size effects on long-range correlations: Implications for analyzing DNA sequences. **Physical Review E**, v. 47, n. 5, p. 3730–3733, 1993.

PENG, C. K. et al. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. **Chaos**, v. 5, n. 1, p. 82–87, 1994a.

PENG, C. K. et al. Mosaic organization of DNA nucleotides. **Physical Review E**, v. 49, n. 2, p. 1685–1689, 1994b.

PINCUS, S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 88, n. 6, p. 2297–301, 15 mar. 1991.

PLASZCZYNSKI, S. Generating long streams of  $1/f$  noise. **Fluctuation and Noise Letters**, v. 07, n. 01, p. R1–R13, mar. 2007.

PORTES, L. L. et al. Impact of the recorded variable on recurrence quantification analysis of flows. **Physics Letters A**, v. 378, n. 32-33, p. 2382–2388, jun. 2014.

PRIESTLEY, M. B. **Spectral analysis and time series**. New York, USA: [s.n.]. p. 890

RILEY, M. A; BALASUBRAMANIAM, R.; TURVEY, M. T. Recurrence quantification analysis of postural fluctuations. **Gait & posture**, v. 9, n. 1, p. 65–78, mar. 1999.

RILEY, M. A; TURVEY, M. T. Variability of determinism in motor behavior. **Journal of Motor Behavior**, v. 34, n. 2, p. 99–125, jun. 2002.

SALAZAR-CIUDADE, I.; MARÍN-RIERA, M. Adaptative dynamics under development-based genotype-phenotype maps. **Nature**, v. 497, p. 361–363, 2013.

SAUER, T.; YORKE, J. A. Embedology. **Journal of Statistical Physics**, v. 65, n. 3-4, p. 579–616, 1991.

SAUER, T.; YORKE, J. A. How many delay coordinates do you need? **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 3, n. 3, p. 737–744, 1993.

SCHIFFMAN, J. M. et al. The effects of age and feedback on isometric knee extensor force control abilities. **Clinical Biomechanics**, v. 17, p. 486–493, 2002.

SCHMIDT, R. et al. Motor-output variability: A theory for the accuracy of rapid motor acts. **Psychological ...**, v. 86, n. 5, p. 415–451, 1979.

SCHMIDT, R. A. The search of invariance in skilled movement behavior. **Research Quarterly for Exercise and Sport**, v. 56, p. 188–200, 1985.

SCHOLZ, J. P.; SCHÖNER, G. The uncontrolled manifold concept: identifying control variables for a functional task. **Experimental Brain Research**, v. 126, n. 3, p. 289–306, jun. 1999.

SCHÖNER, G.; ZANONE, P. G.; KELSO, J. A. S. Learning as Change of Coordinatino Dynamics: Theory and Experiment. **Journal of Motor Behavior**, v. 24, n. 1, p. 2948, 1992.

SHANNON, C. E. Communication theory of secrecy systems. **Bell system Technical Journal**, v. 28, n. 4, p. 656–715, 1949.

SLIFKIN, A. B.; EDER, J. R. Amplitude requirements, visual information, and the spatial structure of movement. **Experimental Brain Research**, v. 220, n. 3-4, p. 297–310, ago. 2012.

SLIFKIN, A. B.; NEWELL, K. M. Noise , Information Transmission , and Force Variability. **Journal of Experimental Psychology**, v. 25, n. 3, p. 837–851, 1999.

SLIFKIN, A. B.; VAILLANCOURT, D. E.; NEWELL, K. M. Intermittency in the Control of Continuous Force Production. **Journal of Neurophysiology**, v. 84, p. 1708–1718, 2000.

SMALL, M. **Applied nonlinear time series analysis: applications in physics, physiology and finance**. [s.l.] World Scientific Publishing Company Incorporated, 2005.

SOSNOFF, J. J.; NEWELL, K. M. Aging , Visual Intermittency , and Variability in Isometric Force Output. **Journal of Gerontology**, v. 61, n. 2, p. 117–124, 2006.

SPROTT, J. C. **Chaos and time-series analysis**. Oxford: Oxford University Press, 2003.

STANLEY, H. E. et al. Anomalous fluctuations in the dynamics of complex systems: from DNA and physiology to econophysics. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 224, n. 1-2, p. 302–321, fev. 1996.

STANLEY, H. E. et al. **Monofractal and Multifractal Approaches to Complex Biomedical Signals** AIP CONF PROC 502. **Anais...**2000

STELMACH, G. E.; WORRINCHAM, C. J. THE PREPARATION AND PRODUCTION OF ISOMETRIC FORCE IN PARKINSON ' S DISEASE. **Neuropsychologia**, v. 26, n. 1, p. 93–103, 2000.

TAKENS, F. Detecting Strange Attractors in Turbulence. In: RAND, D.; YOUNG, L. S. (Eds.). . **Dynamical systems and turbulence**. Berlin: Springer, 1981. p. 366–381.

TANI, G. et al. An adaptive process model of motor learning: insights for the teaching of motor skills. **Nonlinear dynamics, psychology, and life sciences**, v. 18, n. 1, p. 47–65, jan. 2014.

THEILER, J. Some comments on the correlation dimension of  $1/f$  noise. **Physics Letters A**, v. 155, n. 8-9, p. 480–493, 1991.

TIMMER, J. Modeling noisy time series: physiological tremor. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 8, n. 7, p. 1505–1516, 1998.

TODOROV, E. Optimality principles in sensorimotor control. **Nature neuroscience**, v. 7, n. 9, p. 907–15, set. 2004.

TODOROV, E.; JORDAN, M. I. Optimal feedback control as a theory of motor coordination. **Nature neuroscience**, v. 5, n. 11, p. 1226–35, nov. 2002.

TORRE, K. Disentangling Stability , Variability and Adaptability in Human Performance. **Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance**, v. 37, n. 2, p. 539–550, 2011.

TRULLA, L. L. et al. Recurrence quantification analysis of the logistic equation with transients. **Physics Letters A**, v. 223, p. 255–260, 1996.

TSONIS, A. A.; ELSNER, J. B. Nonlinear prediction as way of distinguishing chaos from random fractal sequences. **Nature**, v. 358, p. 217–220, 1992.

TURVEY, M. T. Coordination. **American Psychologist**, v. 45, p. 938–953, 1990.

VAILLANCOURT, D. E.; SLIFKIN, A. B.; NEWELL, K. M. Visual control of isometric force in Parkinson ' s disease. **Neuropsychologia**, v. 39, p. 1410–1418, 2001.

VALENCIA, M. et al. Influence of filters in the detrended fluctuation analysis of digital electroencephalographic data. **Journal of neuroscience methods**, v. 170, n. 2, p. 310–6, 30 maio 2008.

VAN ORDEN, G. C.; HOLDEN, J. G.; TURVEY, M. T. Self-organization of cognitive performance. **Journal of experimental psychology: General**, v. 132, n. 3, p. 331–50, set. 2003.

VANDER LINDEN, D. W.; CAURAUGH, J. H.; GREENE, T. A. The effect of frequency of kinetic feedback on learning an isometric force production task in nondisabled subjects. **Physical therapy**, v. 73, n. 2, p. 79–87, fev. 1993.

VASCONCELOS, G. L. A Guided Walk Down Wall Street: An Introduction to Econophysics Riskless and risky financial assets. **Brasilian Journal of Physics**, v. 34, n. 3B, p. 1039–1065, 2004.

WEBBER JR., C. L.; ZBILUT, J. P. Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies. **Journal of Applied Physiology**, v. 76, n. 2, p. 965–973, 1994.

WIENER, N. **Cybernetics**. Paris: Hermann, 1948.

WIJNANTS, M. L. et al. 1/F Scaling in Movement Time Changes With Practice in Precision Aiming. **Nonlinear dynamics, psychology, and life sciences**, v. 13, n. 1, p. 79–98, jan. 2009.

WING, A.; DAFFERTSHOFER, A.; PRESSING, J. Multiple time scales in serial production of force: a tutorial on power spectral analysis of motor variability. **Human movement science**, v. 23, n. 5, p. 569–90, dez. 2004.

WITT, A.; KURTHS, J.; PIKOVSKY, A. Testing stationarity in time series. **Physical Review E**, v. 58, n. 2, p. 1800–1810, ago. 1998.

WOODWORTH, R. S. The accuracy of voluntary movement. **Psychology Review**, v. 3, p. 1–119, 1899.

YARROW, K.; BROWN, P.; KRAKAUER, J. W. Inside the brain of an elite athlete: the neural processes that support high achievement in sports. **Nature reviews. Neuroscience**, v. 10, n. 8, p. 585–96, ago. 2009.

ZANONE, P. G.; KELSO, J. A. Evolution of behavioral attractors with learning: nonequilibrium phase transitions. **Journal of experimental psychology. Human perception and performance**, v. 18, n. 2, p. 403–21, maio 1992.

ZANONE, P. G.; KELSO, J. A. Coordination dynamics of learning and transfer: collective and component levels. **Journal of experimental psychology. Human perception and performance**, v. 23, n. 5, p. 1454–80, out. 1997.

ZIEL, A. VAN DER. On the noise spectra of semi-conductor noise and of flicker effect. **Physica**, v. 16, n. 4, p. 359–372, 1950.

**ANEXO A - TCLE**

Pesquisa: "ASPECTOS ESTRUTURAIS DA VARIABILIDADE NO PROCESSO DE APRENDIZAGEM DA TAREFA DE CONTROLE DE FORÇA ISOMÉTRICA".

**CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO**

Via do Voluntário

**INFORMAÇÕES SOBRE A PESQUISA**

Você está sendo convidado a participar de um estudo realizado pelo Grupo de Estudos em Desenvolvimento e Aprendizagem Motora (GEDAM), da Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional (EEFFTO), na Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG), sob a coordenação do Prof. RODOLFO NOVELLINO BENDA e pelo aluno LEONARDO LUIZ PORTES DOS SANTOS. O objetivo deste estudo é investigar como o controle da força isométrica varia ao longo da prática.

Este é um estudo de aprendizagem motora, que consistirá na prática de uma tarefa em que você irá pressionar um dinamômetro com a mão, o qual medirá a força realizada sobre ele. Ao pressioná-lo, você deverá controlar sua força de modo a alcançar e manter sua força em um nível mostrado por meio de uma linha horizontal vermelha na tela do computador.

O tipo de tarefa realizado não oferece riscos aos participantes além daqueles presentes em atividades cotidianas, pois não há movimento, a posição corporal é semelhante a de tarefas do dia-a-dia e a força empregada é submáxima.

A coleta de dados será realizada em local apropriado e você será sempre acompanhado por um dos responsáveis pela pesquisa.

Todos os dados coletados serão mantidos em sigilo e a sua identidade não será revelada publicamente em nenhuma hipótese. Somente os pesquisadores responsáveis e equipe envolvida neste estudo terão acesso a estas informações que serão apenas para fins de pesquisa.

Como participante voluntário, você tem todo direito de recusar sua participação ou retirar seu consentimento em qualquer parte da pesquisa sem penalidade alguma e sem prejuízo a sua pessoa. Você não terá qualquer forma de remuneração financeira, nem despesas relacionadas ao estudo e apenas estará exposto a riscos inerentes a uma atividade do seu cotidiano.

Além disso, em qualquer momento da pesquisa, você terá total liberdade para esclarecer qualquer dúvida com o professor Dr. Rodolfo Novellino Benda, pelo telefone (0xx31) 3409-2394, ou com o Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais (COEP-UFMG) situado à Av. Presidente Antônio Carlos, 6627 – Unidade Administrativa II – 2º andar – sala 2005 – CEP:31270-901, Belo Horizonte/MG, pelo telefone (0xx31) 3409-4592 ou pelo e-mail: prpq@coep.ufmg.br.

Belo Horizonte, \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ de 201\_\_.

\_\_\_\_\_  
Assinatura do Responsável

\_\_\_\_\_  
Assinatura do Voluntário

**ANEXO B - PARECER COEPE-UFMG**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS  
COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA - COEP**

**Projeto: CAAE – 10826013.4.0000.5149**

**Interessado(a): Prof. Rodolfo Novellino Benda  
Departamento de Educação Física  
EEFFTO - UFMG**

**DECISÃO**

O Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG – COEP aprovou, no dia 15 de abril de 2013, o projeto de pesquisa intitulado "**Aspectos estruturais da variabilidade no processo de aprendizagem da tarefa de controle de força isométrica**" bem como o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

O relatório final ou parcial deverá ser encaminhado ao COEP um ano após o início do projeto.

  
**Profa. Maria Teresa Marques Amaral  
Coordenadora do COEP-UFMG**



## APÊNDICE A - TÉCNICAS DE ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS E CONCEITOS ASSOCIADOS

Nesta seção são descritos sucintamente, os métodos de análise selecionados para abordar a série temporal do controle de força isométrica e/ou para corroborar a visão crítica que foi apresentada sobre outras pesquisas de sinais fisiológicos. Foram enfatizados os aspectos relevantes na discussão dos resultados desta pesquisa como, por exemplo, anomalias da análise de flutuação *detrended fluctuation analysis* (DFA) relatadas na literatura e encontradas em nossos dados assim como problemas metodológicos relacionados à DFA. Alguns métodos são tratados de forma apenas operacional, como a análise espectral. Grande parte dos métodos atua como estimadores de grandezas físicas com significado preciso, como o expoente de Hurst ( $H$ ) e Dimensão ( $D$ ). Os valores obtidos por estes estimadores não são os valores "reais", teóricos, mas estimativas que podem estar próximas dos valores *teóricos caso vários cuidados metodológicos sejam obedecidos*. As estimativas são denotadas na literatura científica especializada pelo símbolo  $\hat{\phantom{x}}$ . Desta forma, a estimativa de  $H$  é  $\hat{H}$ , por exemplo. Os cuidados técnicos para garantir minimamente a associação de um estimador a um valor teórico serão também enfatizados, sendo estes cuidados a base das principais críticas que foram feitas sobre o as caracterizações conflitantes da dinâmica da força isométrica encontrada na literatura.

### A.1 MOVIMENTO BROWNIANO FRACIONADO

O processo de modelação matemática de um processo físico pode ser realizado através do conhecimento dos mecanismos subjacentes, das relações de causa e efeito entre as partes do sistema, ou apenas por um modelo que gera previsões com as mesmas características da série temporal geradas pelo processo físico. O primeiro método de modelação é chamado de *modelação*

por meio da física ou caixa branca, enquanto o segundo é às vezes chamado de modelação *caixa preta* e modelação *estatística* (AGUIRRE, 2007; BERAN, 1994; BERAN *et al.*, 2013). A partir do entendimento de parte dos mecanismos subjacentes, é possível a construção de modelos mistos, chamados *caixa cinza*. Segundo Beran (1994, p.14), a modelação através da física é preferível por fornecer significado físico aos parâmetros do modelo, permitindo dar sentido aos dados empíricos analisados e propiciar *insights* ao pesquisador. Nesta seção, foi apresentado um modelo estatístico chamado movimento Browniano fracionado MBF (MANDELBROT, 1975), o qual permite a modelação de diversos fenômenos naturais (COLLINS; DE LUCA, 1993; COSTA; VASCONCELOS, 2003). Mesmo sendo um modelo caixa preta, será visto na discussão dos resultados desta pesquisa que o MBF permitirá inferir sobre propriedades dos processos e mecanismos subjacentes ao controle de força isométrica e, portanto, sobre a natureza da variabilidade. Para tal, faz-se necessária uma abordagem mais ampla sobre o MBF, em comparação aos outros métodos de análise de séries temporais desta seção, iniciando-se pelo movimento Browniano (não fracionado).

Uma partícula imersa num meio líquido tem seu movimento determinado por impactos aleatórios das moléculas deste meio. Um modelo possível para este sistema é supor que os deslocamentos (passos) desta partícula são aleatórios e possuem distribuição normal. O movimento resultante, descrito pela soma cumulativa de tais passos, é chamado de *caminhada aleatória* (*random walk*). No limite de passos infinitesimais, a caminhada aleatória se torna um movimento contínuo, chamado *movimento Browniano* (MB), cuja série temporal é  $B(t)$  (BACHELIER, 1900). A FIGURA 48 mostra o traço de  $x(t)$ , definida como os passos, e de  $B(t)$ , o movimento resultante da sucessão de passos. Estes passos também são chamados *incrementos* do MB. Matematicamente, o MB apresenta a definição a seguir.

**Definição 1** Um processo estocástico com valores reais  $\{B(t): t \geq 0\}$  com início em  $x \in \mathbb{R}$  é chamado de movimento Browniano (linear) se as condições abaixo são satisfeitas:

- $B(0) = x$ ,
- o processo tem incrementos  $x(t_n) = B(t_n) - B(t_{n-1})$  *estacionários e independentes*.
- para todo  $t \geq 0$  e  $h > 0$ , os incrementos possuem distribuição normal com valor esperado 0 e variância  $h$ .
- a função  $t \mapsto B(t)$  é contínua com probabilidade 1.

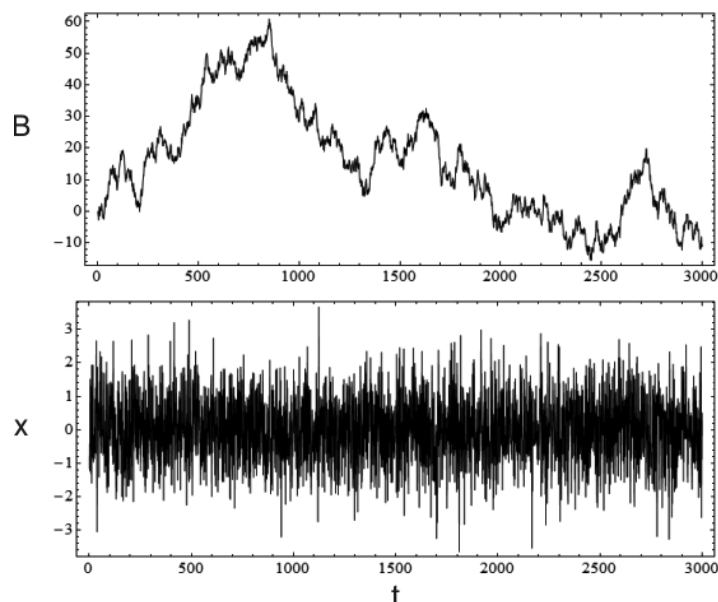


FIGURA 48 - Séries temporais do movimento browniano  $B(x)$  e de seus incrementos  $x$  em função do número de iterações  $t$ . Simulação realizada no software Mathematica®.

A diferença estrutural de  $x(t)$  e do MB pode ser vista na FIGURA 49. Apenas  $x(t)$  possui distribuição gaussiana. A função de autocorrelação  $C(k)$  mostra que, enquanto os valores de  $x(t)$  são independentes, os valores de  $B(t)$  possuem forte correlação temporal. Por fim, a análise espectral mostra que  $x(t)$  possui contribuições similares de diversas frequências distintas, sendo caracterizado como ruído branco gaussiano (RBG) e que o MB possui espectro do tipo  $1/f^\alpha$ , conhecido como ruído colorido. No exemplo,  $\alpha = 1,8$  (inferido por regressão linear da PSD), enquanto o valor teórico é 2 (esta diferença será discutida na seção sobre análise do espectro de potência).

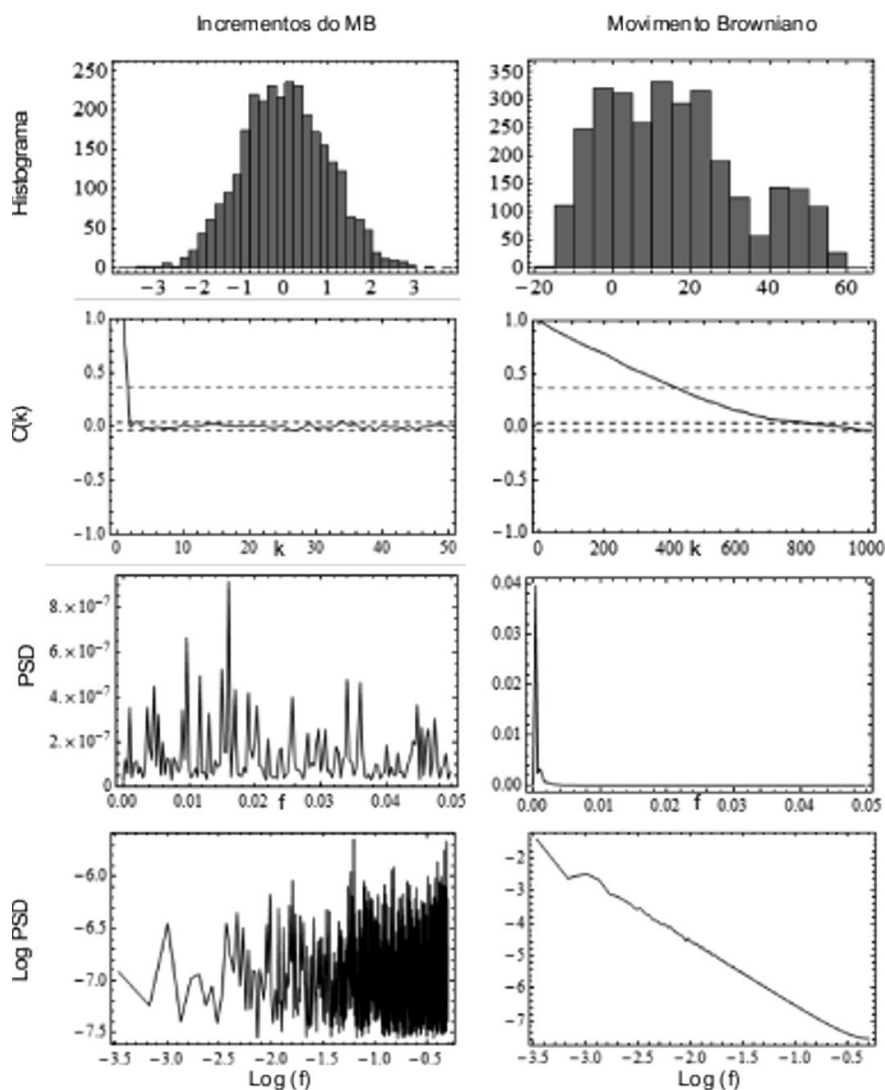


FIGURA 49 - Propriedades estruturais das séries temporais do movimento browniano  $B(t)$  e seus incrementos  $x(t)$  apresentados na FIGURA 48.

O MB e seus incrementos representam um modelo comumente usado para modelar diversos processos estocásticos sem correlação temporal. Isto pode parecer contraditório, posto que, como visto acima,  $B(t)$  possui forte correlação temporal. O fato é que um fenômeno físico cuja medida (empírica) se comporta como MB implica na existência de um mecanismo subjacente que gera tal medida e se caracteriza por uma sucessão de ajustes/correções aleatórias e independentes  $x(t)$ . Isto é, macroscopicamente observa-se a evolução de um sistema mediante a análise da *caminhada* de uma propriedade (valor) observada, cuja dinâmica pode ser descrita por seus *passos/incrementos* aleatórios e independentes. Bachelier (1900) associou o MB à equação de difusão no contexto da evolução de preços de mercado.

Contudo, comumente cita-se como trabalho seminal o de Einstein produzido em 1905 sobre difusão (COLLINS; DE LUCA, 1993).

Entretanto, diversas séries temporais empíricas oriundas de processos estocásticos apresentam *correlação temporal* e não podem ser modeladas pelo MB. Por exemplo, as observações de Harold Edwin Hurst realizadas da série temporal dos níveis do rio Nilo no reservatório de Roda entre os anos de 622 a 1281, no Cairo, indicaram a presença de correlações temporais de longo alcance. Hurst criou uma estatística ( $R/S$ , *rescaled range analysis*) com a finalidade de quantificar esta correlação, pois a função de correlação de um processo estocástico correlacionado não permite inferir nenhum tempo característico para a correlação. Para o MB,  $H = 0,5$ . Com a finalidade de modelar séries temporais de fenômenos com  $H \neq 0,5$ , Mandelbrot e Van Ness (1968) definiram uma classe de processos estocásticos chamada de movimento Browniano fracionado, na qual os incrementos apresentam *correlação temporal* (mas continuam sendo estacionários e gaussianos), restritos ao intervalo  $H \in [0,1]$ .

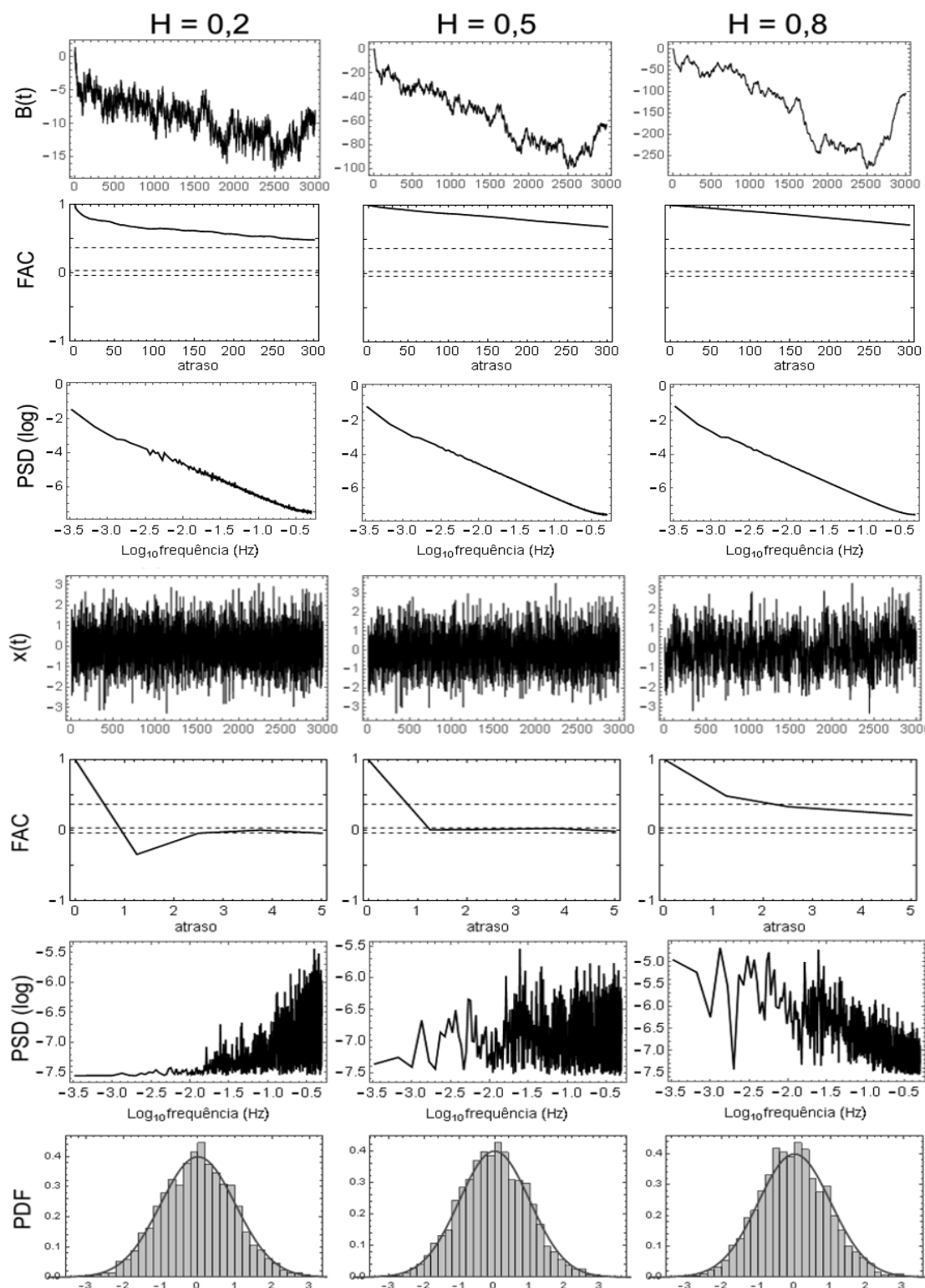


FIGURA 50 - Séries de MBF, simbolizadas por  $B(t)$ , de seus incrementos (RGF), simbolizadas por  $x(t)$ . Algumas de suas propriedades estruturais são apresentadas.

## A.2 ANÁLISE FRACTAL E O EXPOENTE DE HURST

Objetos geométricos com propriedades matemáticas bizarras foram propostos no final do século XIX, mas não tiveram impacto imediato na matemática, nem na ciência como um todo. Dentre estas propriedades destaca-se a impossibilidade de atribuir uma dimensão euclidiana, como se faz a um ponto ( $D=0$ ), uma linha ( $D=1$ ), uma superfície ( $D=2$ ), etc. Foi graças ao trabalho do matemático francês Benoit Mandelbrot (MANDELBROT, 1983), e ao advento do computador eletrônico, que estes objetos ganharam notoriedade – primeiro, por seu apelo estético, depois pela utilização prática. Na definição original, um objeto geométrico é um fractal quando sua dimensão é maior que sua dimensão *topológica* (ou de *suporte*), sendo em geral não inteira – embora trabalhos posteriores tenham demonstrado a existência de fractais de dimensões inteiras. Mandelbrot (1983) deixa intencionalmente vaga a definição, e posteriormente a abandona, pois esta deixa de lado vários tipos de objetos geométricos importantes na ciência (FEDER, 1988). Será adotada a definição de que um *"fractal é uma forma geométrica feita por partes similares ao todo em algum sentido"* (FEDER, 1988; MANDELBROT, 1983). Quanto ao significado de dimensão, a definição precisa foge do escopo deste trabalho. Será feita referência apenas às dimensões que de fato serão utilizadas nesta pesquisa e sem o rigor matemático que as embasa. Existem várias dimensões (fractais) que podem ser associadas a um objeto: dimensão de contagem de caixas ou de Minkowski-Bouligand ( $D_0$ ), dimensão no sentido de Hausdorff-Besicovitch ( $D_1$ ), dimensão de correlação ( $D_2$ ), de Kaplan-York etc., havendo na realidade infinitas dimensões  $D_n$  (SPROTT, 2003). Se o objeto geométrico em questão não é um *multifractal*, temos  $D_0=D_1=D_2=\dots=D_n$ . A dimensão de correlação é especialmente importante na análise de séries temporais, por ter o estimador mais robusto e estar mais ligada à dinâmica de um sistema (SPROTT, 2003), e será tratada em outra seção.

Considere a FIGURA 48 apresentada na seção anterior. Nela há uma curva  $B(t)$ , que pode representar uma medida experimental  $B$  no tempo. O traçado de  $B(t)$  no gráfico  $B$  versus  $t$  é chamado de *traço* de  $B$ . O traço de  $B$ , embora apresente inúmeras rugosidades, é criado basicamente por uma linha

de dimensão 1. Esta é chamada *dimensão de suporte* ou dimensão *topológica*. O traço de  $B$  corre livre no plano ( $D=2$ )  $Bt$ , não sendo necessário utilizar um volume ( $D=3$ ) para representá-lo. Desta forma, a *dimensão de imersão* do traço de  $B$  é 2. Vale ressaltar que o termo imersão ora usado não é o mesmo do *processo de imersão* (ex., por *atrasos*) realizado na reconstrução do espaço de estados, que é a base de várias análises de sistemas dinâmicos e que será tratado na próxima seção. O traço de  $B$  é um fractal, e um sinal disto é o fato de ele ser tão rugoso que qualquer segmento num intervalo  $[t_1, t_2]$  ter comprimento infinito. Ao ampliar o segmento, é obtido um traço com as mesmas características do original. A dimensão do traço de  $B$  é necessariamente  $1 \geq D \geq 2$ . Este é um resultado geral, no qual a dimensão de um objeto (fractal) é maior (ou igual) à sua dimensão de suporte e menor (ou igual) à dimensão de imersão (MANDELBROT, 1983).

Visualmente, um traço com dimensão próxima a 1 é mais liso (mais próximo de uma linha euclidiana), enquanto um traço com dimensão próxima a 2 é mais rugoso (aparentemente "ocupando" uma superfície). Isto remete ao aspecto visual do traço do MBF exposto na seção anterior. De fato, existe uma relação precisa, um teorema matemático, entre a dimensão (fractal) e o seu expoente de Hurst para o MBF (MANDELBROT, 1983) e para qualquer curva auto-similar (MOREIRA; SILVA; KAMPHORST, 1994)

$$H = 2 - D. \quad (4)$$

Por esta razão, a análise de flutuação pelo expoente de Hurst é associada à análise fractal, embora o próprio Hurst não tenha proposto esta relação. Há também uma relação entre a dimensão de correlação  $D_2$  e  $H$ , que será tratada na seção 2.1.4.

Na análise de dados experimentais, deve-se utilizar um estimador (um algoritmo) para  $D$  ou  $H$  na série temporal amostrada e, assim, caracterizar o traço e a dinâmica da variável observada. Entretanto, este deve ser o segundo passo. O primeiro passo é utilizar como hipótese de trabalho (não de pesquisa) que a série temporal amostrada é MBF (ou RGF) e apresentar argumentos plausíveis. Isto é necessário, pois (i) alguns sistemas caóticos apresentam séries temporais cujos espectros mimetizam ruído colorido e (ii) a série temporal empírica sempre é contaminada por algum nível de ruído



experimental. Com isto, a aplicação cega de um estimador de  $H$  (ou  $D$ ) nos casos (i) e (ii) pode levar a uma estimativa  $\hat{H}$  sem significado físico, no sentido de não ser representativo dos aspectos dinâmicos do emaranhado de processos (multiníveis) que leva o sistema a se comportar daquela forma no momento da amostragem.

Uma crítica recorrente na literatura sobre a aplicação de métodos fractais (DFA e correlatos) a dados psicológicos e comportamentais é a falta de cuidados metodológicos (DELIGNIÈRES; MARMELAT, 2013; DELIGNIÈRES; TORRE; LEMOINE, 2005; DELIGNIÈRES *et al.*, 2003). Delignières (2005) relata ainda a falta de determinação de alguns pesquisadores em tentar elucidar mais profundamente os processos e mecanismos subjacentes aos fenômenos gerados em laboratório através dos métodos fractais:

Quite often, nevertheless, the use of fractal analyses remains rudimentary, and the goal of researchers seems limited to evidencing the presence of long-range correlation in data sets.<sup>5</sup>

Dos diversos estimadores de  $H$  presentes na literatura (BASHAN *et al.*, 2008), o mais usado (IGNACCOLO; LATKA; WEST, 2010) é o desenvolvido por Peng *et al.* (1994a), chamado por este grupo de pesquisa de *detrended fluctuation analysis* (DFA). Estritamente falando, a DFA não possui nenhuma justificativa teórica de que seja um estimador de  $H$ , sendo apresentada pelos próprios autores como uma abordagem *heurística* (MIELNICZUK; WOJDYŁŁO, 2007). Um algoritmo que apresenta uma justificativa teórica, representado por um teorema, e que estima indiretamente  $H$  (pela relação  $H = 2 - D_0$ , onde  $D_0$  é a *dimensão de contagem de caixas*, ou de Minkowski-Bouligand) foi proposto por Moreira, Silva e Kamphorst (1994). O algoritmo de Moreira *et al.* (1994) também realiza a retirada de tendência (*detrending*), e é considerado por alguns (COSTA; VASCONCELOS, 2003; VASCONCELOS, 2004) como sendo também o algoritmo DFA e, conseqüentemente, que a DFA foi desenvolvida simultaneamente e independentemente pelos dois grupos de pesquisa.

---

<sup>5</sup> Frequentemente, entretanto, o uso da análise fractal permanece rudimentar, e a meta dos pesquisadores parece estar limitada a mostrar a presença de correlação de longo termo presente nos dados.

Contudo, a Tabela 4 mostra que a DFA foi desenvolvida inicialmente por Peng *et al.*

Tabela 4 - Cronologia da DFA

<b>1o autor</b>	<b>Recebido</b>	<b>Publicado</b>	<b>Periódico</b>
Peng*	Out/1993	Fev/1994	Phys. Rev. E
Moreira <sup>+</sup>	Jun/1994	Set/1994	J. Phys. A
Peng**	Jun/1994	Dec/1994	Chaos

\* Mosaic organization of DNA nucleotides

\*\* Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series

+ On the fractal dimension of self-affine profiles

Embora haja similaridades entre os algoritmos, eles são diferentes, e ressaltar estas diferenças foge do escopo desta pesquisa. Nas análises de flutuação realizadas neste pesquisa, utilizou-se o algoritmo da DFA original (PENG *et al.*, 1994a, 1994b) e extensamente testado na literatura.

### A.2.1 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

O algoritmo da DFA para estimativa do expoente de Hurst de uma série discreta  $X_n$  pode ser definido em cinco passos (BASHAN *et al.*, 2008; BERAN, 1994; BERAN *et al.*, 2013; MIELNICZUK; WOJDYŁŁO, 2007; PENG *et al.*, 1994a, 1994b):

(1)  $X_n$  é deslocada a partir de seu ponto médio:  $X_i - \langle X_n \rangle$ .

(2) Obtém-se a série  $Y_n$  (às vezes chamada de "perfil") a partir da soma acumulada (ou "integração") da série deslocada

$$Y_n = \sum_{i=1}^n (X_i - \langle X_n \rangle). \quad (5)$$

(3) A série  $Y_n$  é segmentada em várias janelas de tamanho  $\varepsilon$ .

(4) Realiza-se uma regressão (em geral linear) em cada janela através do polinômio  $Y_n^\varepsilon$ .

(5) Calcula-se a flutuação  $\mathcal{F}$  através do desvio quadrático médio dos resíduos da regressão

$$F(\varepsilon) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_i^\varepsilon)^2}. \quad (6)$$

Sendo  $g$  a ordem do polinômio, a DFA é chamada de DFA $g$  (BRYCE; SPRAGUE, 2012) (ex., DFA2 se o polinômio for de grau 2). É então construído o *gráfico de flutuação*  $\mathcal{F} = F \log(\varepsilon)$ , o qual apresentará um trecho retilíneo, cuja inclinação  $\alpha$  é

1.  $\alpha = H$ , se  $X_n$  for RGF
2.  $\alpha = H+1$ , se  $X_n$  for MBF e o passo de integração (2) do algoritmo da DFA tiver sido cumprido.

Caso a série analisada seja MBF, pode-se pular o passo de integração (2), como sugerido por Kantz e Schreiber (2005), e assim  $\alpha = H$  mesmo para uma série MBF. Somente é possível associar um expoente de Hurst à série temporal experimental caso haja um segmento retilíneo em  $\mathcal{F}$  pelo julgamento do pesquisador. Isto torna o valor  $\hat{H}$  essencialmente subjetivo, com o que toda análise não-linear (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SMALL, 2005; SPOTT, 2003). Uma sugestão de minimizar tal subjetividade foi apresentada por Bryce e Sprague (2012) ao analisar um gráfico de inclinações da flutuação e não o próprio gráfico de flutuação, mas os próprios autores consideram que, em alguns casos, o melhor é fazer a análise da forma tradicional. Em tempo, Delignières *et al.* (2003), informa equivocadamente a relação entre  $H$  e  $\alpha$  como sendo  $H = (2\alpha - 1)/4$  (DELIGNIÈRES, 2013).

Na literatura encontra-se relatos de valores de  $H$  maiores que 1 (BRYCE; SPRAGUE, 2012). Como vimos na seção anterior,  $H$  para um MBF pertence ao intervalo  $[0,1]$  (MANDELBROT; VAN NESS, 1968). Este valor equivocado  $H > 1$  é fruto de uma tendência perigosa surgida na literatura, que é a de se discutir os resultados baseando-se no expoente  $\alpha$  da DFA, e não no expoente  $H$  (DUARTE; STERNAD, 2008). Como já apresentado,  $\alpha$  pertence ao

intervalo  $[0,2]$  e, se não for corrigido com as expressões acima para obter  $H$ , pode-se cair no erro (BRYCE; SPRAGUE, 2012) de se atribuir um valor  $H > 1$  à série experimental. O expoente  $\alpha$  não tem significado físico, ao contrário de  $H$ . Na pesquisa aqui apresentada, sempre será feita referência ao expoente de Hurst, e não ao expoente  $\alpha$  da DFA. Outra possibilidade para um  $\hat{H} > 1$  é a série experimental não ser MBF (ou RGF) (BERAN *et al.*, 2013), como foi exposto na seção sobre MBF, fato este não citado na crítica de Bryce e Sprague (2012).

Devido ao passo de integração (que também é realizado em outras análises, como a R/S), Sprott (2003, p.227) afirma que a utilização do expoente de Hurst é confusa. Entretanto, não há confusão se observarmos a raiz da análise de flutuação (FEDER, 1988; HURST, 1951; MANDELROT, 1975): a flutuação é medida a partir da série de *caminhada*, e não da série dos seus *passos*. A série da caminhada, como mostrado na seção 2.3.1, vem da soma acumulada da série dos passos.

A DFA ganhou notoriedade e abrangência na literatura científica por ter em seu algoritmo um passo de retirada de tendência da série temporal (o *detrending*), cujo objetivo foi torná-la um estimador robusto perante não-estacionariedade para aplicação em séries fisiológicas, as quais em geral são não estacionárias (CHEN *et al.*, 2005; PENG *et al.*, 1993). Esta robustez perante não-estacionariedades foi demonstrada não existir (BRYCE; SPRAGUE, 2012), embora ainda seja amplamente proclamada na literatura. Além disto, foi demonstrado que a DFA apresenta três problemas (BRYCE; SPRAGUE, 2012; KANTELHARDT; KOSCIELNY-BUNDE; REGO, 2001): (i) uma anomalia para intervalos de tempos curtos, na qual a inclinação do gráfico é quase o dobro do valor correto (teórico) de  $H$ ; (ii) um valor de  $\hat{H}$  menor que o valor teórico; e (iii) artefatos perante tendências não-lineares. Mesmo outros métodos podem apresentar artefatos quando aplicados em séries curtas e com irregularidades, como saltos e picos do tipo *outliers* (KATSEV; L'HEUREUX, 2003), daí a necessidade de uma inspeção visual dos dados e demais cuidados metodológicos antes de se proceder a estimativa de  $H$ .

Assim, a aplicação da DFA exige cuidados metodológicos adequados e ciência dos possíveis artefatos presentes nesta análise, além de uma inspeção visual dos dados experimentais. Uma contraprova sugerida por Delignières *et*

*al.* (2003), mas posteriormente abandonada pelo próprio autor (Delignières *et al.* 2006, 2013) seria a de comparar os resultados da DFA com outro estimador, como o R/S. A contraprova proposta e utilizada na pesquisa aqui apresentada será a da técnica de dados subrogados (*surrogates*), a qual será abordada na seção 2.3.6. Até o momento, não há relato na literatura sobre a utilização da técnica de dados subrogados para teste estatístico de análises de flutuação.

### A.3 ESPAÇO DE ESTADOS, ATRADORES E IMERSÃO

Um sistema dinâmico determinístico é descrito por seu *estado* num tempo  $t$  e por uma regra de transição que leva o estado em  $t$  para outro em  $t + \Delta t$ . Desta forma, define-se o espaço de fases (ou espaço de estados) do sistema como o espaço  $n$ -dimensional formado por eixos perpendiculares representativos das variáveis que descrevem o estado deste sistema, no qual um estado deste sistema é representado por um ponto – há na literatura, para alguns autores, uma distinção entre espaço de estados e espaço de fases (SPROTT, 2003), a qual não será feita aqui. A observação do sistema ao longo do tempo implica no deslocamento deste ponto, formando uma *trajetória* no espaço de estados. Esta trajetória é determinada pelo *estado inicial* do sistema e a regra de evolução. A FIGURA geométrica formada por esta trajetória (num sistema dinâmico determinista), no longo termo (*long-term*, quando o transiente inicial se foi), é chamada de *atrator*. Pode-se dizer que o atrator é a expressão geométrica da regra de evolução do sistema em seu espaço de estados. Daí o conceito de que "dinâmica é a geometria de um comportamento" (ABRAHAM; SHAW, 2004).

Por outro lado, um sistema natural, ou *sistema observado*, não pode ser completamente descrito por um conjunto de poucas variáveis. Para análise deste sistema, escolhem-se as variáveis determinantes para caracterizar seu estado para estudo de um determinado fenômeno. Este é o processo de *idealização matemática* (ABRAHAM; SHAW, 2004). Por exemplo, ao procurar descrever o comprimento  $L$  de uma barra de aço mediante alterações de sua

temperatura  $T$ , as variáveis de estado serão  $(L, T)$ . Mas uma barra de aço é muito mais complexa que isto, sendo composta por bilhões de átomos em constante vibração, possuindo além de seu comprimento, largura e espessura. Da mesma forma, pode-se descrever o estado de um ser humano pela sua temperatura, pressão arterial e batimento cardíaco, embora o ser humano seja muito mais complexo que isto. A ideia fundamental é determinar quais as variáveis realmente relevantes para caracterizar determinada situação/fenômeno de interesse. A descrição da dinâmica destes sistemas, para um dado fenômeno, passa pela hipótese de que há uma regra que liga um estado do sistema a estados futuros.

Em muitos casos o pesquisador possui apenas uma série temporal empírica de uma única variável de estado do sistema, parecendo ser impossível determinar a regra de evolução (a dinâmica do sistema). O teorema de reconstrução de Takens traz uma solução a esta questão, ao afirmar que o espaço de estados de um sistema dinâmico pode ser reconstruído a partir da série temporal de uma única variável de estado por meio de *imersão por atrasos* (*time delay embedding*) (TAKENS, 1981). Nesta técnica, dada a série temporal  $\{x\}^N$ , constroem-se vetores de estado  $s_n$  tais que

$$s_n = (s_{n-(m-1)\tau}, s_{n-(m-2)\tau}, \dots, s_{n-(m-n)\tau}). \quad 7)$$

Por reconstrução, entende-se que o atrator formado no espaço reconstruído é *homeomorfo* ao atrator do espaço original. Isto significa que eles têm as mesmas propriedades topológicas, como a dimensão de correlação (tratada na seção seguinte). Para a reconstrução necessita-se de dois parâmetros, a dimensão de reconstrução  $m$  e o tempo de atraso  $\tau$ , como pode ser visto na equação (7). Se a dimensão  $D$  do atrator é conhecida, o teorema de Takens indica que  $m = 2D + 1$  é suficiente. Teoremas posteriores indicam como suficiente valores de  $m$  iguais a  $2D$  (SAUER; YORKE, 1991) e  $D + 1$  (ECKMANN; RUELLE, 1985; SAUER; YORKE, 1993). A determinação de  $\tau$  pode ser realizada via *inspeção visual* (KANTZ; SCHREIBER, 2005, p. 39), procurando-se gerar um atrator mais "aberto" possível, ou por meio do primeiro mínimo da *função de correlação* e do primeiro mínimo da *função de informação mútua*. Detalhes podem ser encontrados na literatura (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SMALL, 2005; SPROTT, 2003). A FIGURA 51, adaptada de Small (2005,

p. 16 e 18), mostra exemplos de atratores de sistemas dinâmicos conhecidos e suas respectivas reconstruções. É possível notar que estes não são exatamente iguais.

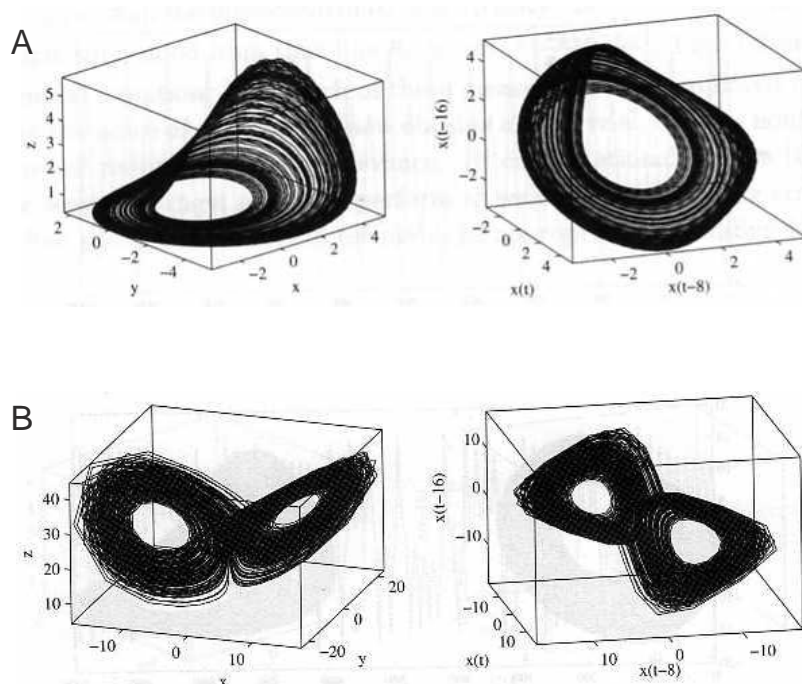


FIGURA 51 - Atratores originais (direita) e suas reconstruções (esquerda) pelo método de atrasos temporais. Atrator de Rössler (A) e de Lorenz (B) adaptado de Small (2005, p. 16 e 18).

A imersão é o primeiro passo em diversos algoritmos que tentam medir propriedades (invariantes ou não) da dinâmica, como a dimensão de correlação, entropias e métricas baseadas em gráficos de recorrência (ECKMANN; KAMPHORST; RUELLE, 1987; MARWAN *et al.*, 2007; TRULLA *et al.*, 1996). Mas esta não é a única utilidade da imersão. A inspeção visual da reconstrução, para vários atrasos  $\tau$  diferentes, pode revelar informações sobre a dinâmica que passariam despercebidas nas análises de dimensão e entropia, principalmente no que se refere à análise de sistemas naturais. Small (2005) fornece dois exemplos emblemáticos, retratados nas FIGURA 52 e FIGURA 53. Na primeira, observa-se a reconstrução de uma série de manchas solares (*sunspots*), a qual se acredita trazer informação sobre a dinâmica solar. Segundo o autor, para  $\tau = 1$  percebe-se a existência de órbitas quase

periódicas ao redor de um ponto crítico instável (o buraco perto do ponto (45, 45)). As órbitas em si estão compactadas ao longo da diagonal, podendo ser mais bem visualizadas nas imersões com  $\tau = 2$  e 3, sendo possível ver a modulação destas órbitas. Estas características dinâmicas fundamentais, que são (i) as oscilações em torno de um ponto fixo instável e (ii) a modulação da amplitude das órbitas, podem ser percebidas claramente via inspeção visual, mas em reconstruções distintas. Simplesmente a determinação da dimensão de correlação ou de entropias (e métricas da RQA, por exemplo) não trariam esta riqueza de informação que a inspeção visual trás.

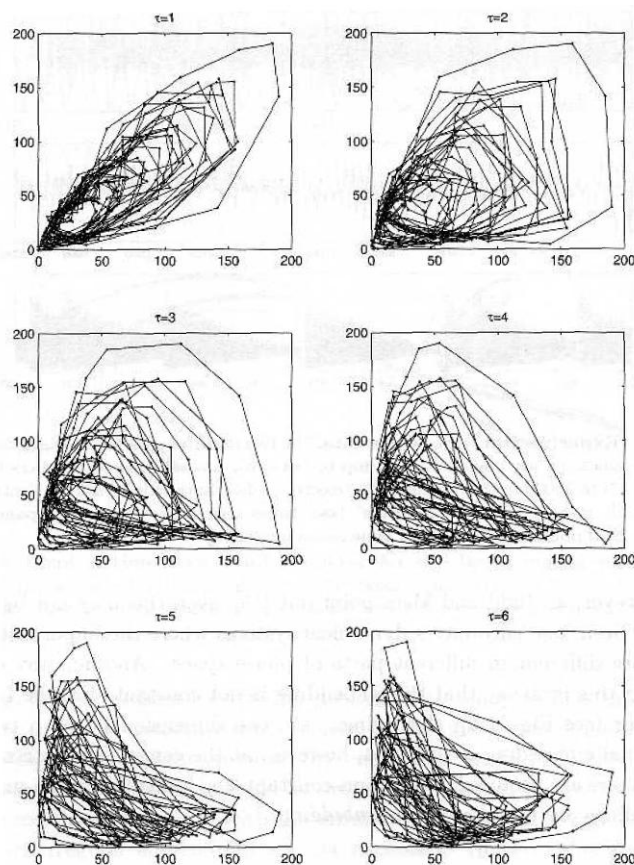


FIGURA 52 - Reconstrução por atrasos de uma série temporal de manchas solares (SMALL, 2005, p. 22).

A inspeção visual da reconstrução do espaço de estados de uma série de eletrocardiograma (ECG) durante fibrilação ventricular por sua vez, FIGURA 53, não permite uma observação clara da dinâmica. Segundo Small (2005), a reconstrução apresenta uma estrutura de alta dimensão ou não estacionária,



não sendo adequadamente revelada em  $m = 3$ . Além disto, para atrasos pequenos os dados estão compactados ao longo da diagonal, sendo um reflexo de alta correlação temporal.

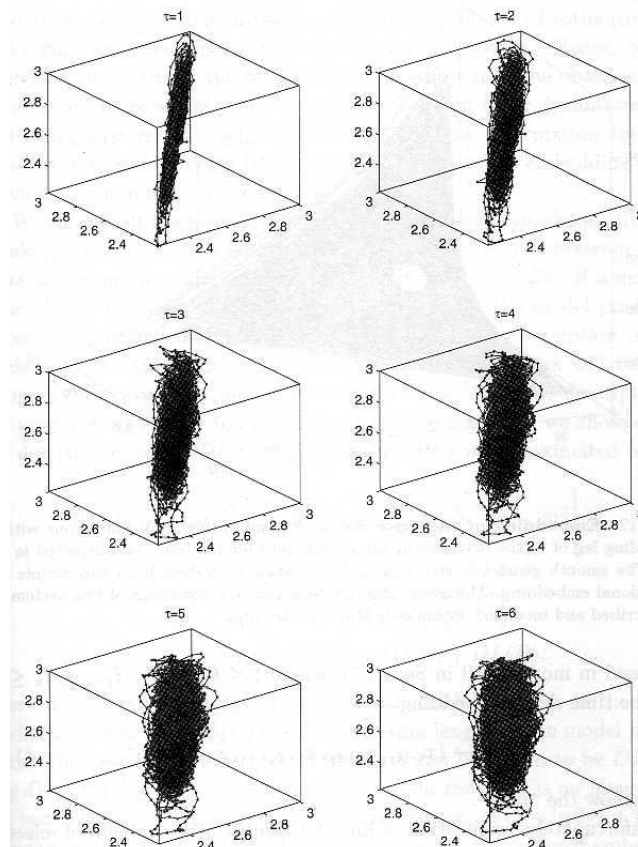


FIGURA 53 - Reconstrução do espaço de estados de uma série de ECG durante fibrilação ventricular para diferentes valores do tempo de atraso (SMALL, 2005, p. 23).

As definições desta seção foram apresentadas de maneira intuitiva e não na formulação matemática rigorosa. Tais definições podem ser encontradas na literatura (MONTEIRO, 2006).

#### A.4 DIMENSÃO DE CORRELAÇÃO

A noção de dimensão (fractal, topológica) pode ser aplicada ao objeto geométrico formado pelo conjunto Omega limite do sistema dinâmico, o atrator (ABRAHAM; SHAW, 2004; KANTZ; SCHREIBER, 2005). Um sistema determinístico não caótico terá um atrator cuja dimensão é inteira: um ponto ( $D=0$ ), um círculo limite ( $D=1$ ), um torus ( $D=2$ ) etc. Entretanto, um sistema determinista caótico não dissipativo apresenta três características aparentemente conflitantes com impacto direto na topologia do atrator: (i) o sistema não apresenta recorrências, (ii) a trajetória no espaço de estados é limitada num dado volume e (iii) por ser determinístico, não há cruzamento entre trajetórias. Como pode uma trajetória infinita ser limitada a um volume finito e nunca se cruzar e nem se sobrepor? A resposta é uma quase-periodicidade, na qual o sistema visita indefinidamente a mesma região do espaço de estados, com trajetória *infinitesimalmente* próximas mas nunca sem se tocar. Este comportamento gera uma FIGURA geométrica de dimensão fractal. Exemplos clássicos são os sistemas de Lorenz e Rössler no regime caótico, ilustrados na FIGURA 51. Esta relação teórica, precisa no sentido matemático em sistemas teóricos, inspirou uma aplicação prática no reconhecimento da dinâmica de sistemas naturais, empíricos. Em princípio, ao se reconstruir o atrator por meio do processo de imersão, seria possível medir sua dimensão: se esta for inteira, a dinâmica é não-caótica e, sendo a dimensão fracionária, o sistema é caótico.

A dimensão de correlação,  $D_2$ , é definida a partir da integral de correlação  $C(\varepsilon)$  (KANTZ; SCHREIBER, 2005; SMALL, 2005; SPROTT, 2003)

$$C(\varepsilon) = \frac{2}{N(N+1)} \sum_{j=1}^N \sum_{i=j+1}^N \theta(\varepsilon - \vec{r}_{i,j}), \quad (8)$$

onde  $\theta$  é a função de Heaviside, a qual é zero se o argumento é negativo e 1 se positivo. Calculando  $C(\varepsilon)$  para diversos valores de  $\varepsilon$ , tem-se  $D_2$  como a inclinação da reta formada no gráfico de  $C(\varepsilon)$  versus  $\varepsilon$

$$D_2 = \lim_{N \rightarrow \infty} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon} \quad (9)$$

A maioria das estimativas de  $D_2$  para dados empíricos é realizada através do algoritmo de Grassberger-Procaccia (GRASSBERGER; PROCACCIA, 1983). O algoritmo é aplicado sobre a trajetória reconstruída do espaço de estados e, portanto, o passo inicial é a realização de todos os cuidados relatados no processo de imersão (que se inicia com a própria medição em laboratório). Após a execução do algoritmo ainda é necessária a realização testes para corroborar (e não garantir) a existência de uma dimensão finita. Small (2005, p. 85) inicia a discussão do estimador  $\hat{D}_2$  com a seguinte crítica:

In recent years this algorithm has somewhat fallen into disrepute as it was increasingly used and abused by researchers in pursuit of "proof" of the existence of chaos in a particular system. In many cases, this abuse of the Grassberger and Procaccia correlation dimension algorithm is nothing more than a slightly premature declaration of the existence of chaos. An unfortunate feature of the Grassberger-Procaccia technique is that it assumes that the data is generated by a finite dimensional attractor and then seeks to determine its dimension. Hence, one almost always expects to get a finite fractional correlation dimension estimate from this algorithm. Regardless, there is now an increasing awareness of the pitfalls of this algorithm and a desire to find and apply more robust methods.<sup>6</sup>

Vale enfatizar o pensamento de Small no que se refere ao fato de sempre se encontrar um valor  $\hat{D}_2$  ao se executar o algoritmo, mesmo se o conjunto de dados for ruído branco gaussiano. Um exemplo notório e que em

---

<sup>6</sup> Nos anos recentes esse algoritmo tem de certa forma caído em descrédito ao ser cada vez mais utilizado e abusado por pesquisadores em busca de uma "prova" da existência de caos num sistema particular. Em vários casos, tal abuso do algoritmo de dimensão de correlação de Grassberger e Procaccia não é nada mais que uma declaração prematura da existência de caos. Uma característica desventurada da técnica de Grassberger e Procaccia é que esta assume que os dados são gerados por um atrator de dimensão finita e então procura determinar sua dimensão. Desta forma, deve-se praticamente sempre esperar encontrar uma estimativa de dimensão de correlação fracionária finita a partir deste algoritmo. Entretanto, há atualmente um aumento da conscientização sobre as armadilhas desse algoritmo e o desejo de se encontrar e aplicar métodos mais robustos.

grande parte motivou a busca por formas mais robustas de se validar  $\widehat{D}_2$  foi a "descoberta" de um atrator climático na década de 1980 (GRASSBERGER, 1986; NICOLIS; NICOLIS, 1984). Ao aplicar  $\widehat{D}_2$  a dados climáticos, encontrou-se um valor finito para o objeto geométrico formado no espaço reconstruído (NICOLIS; NICOLIS, 1984). Entretanto, posteriormente verificou-se que ao aumentar a dimensão do espaço de imersão,  $\widehat{D}_2$  fornecia valores cada vez maiores para a dimensão do objeto geométrico reconstruído, sendo o algoritmo aplicado na mesma série temporal dos dados climáticos. Este comportamento de  $\widehat{D}_2$  implica numa possível dinâmica estocástica ou caos de alta dimensão (GRASSBERGER, 1986), menos no proclamado atrator caótico de baixa dimensão.

As primeiras tentativas de evitar tal armadilha e dar mais robustez à análise fractal de um sistema dinâmico foram: (i) usar na reconstrução uma quantidade de pontos superior a  $10^{2+0,4D}$  (TSONIS; ELSNER, 1992) ou  $10^{D/2}$  (DING *et al.*, 1993) onde D é a dimensão esperada do atrator e (ii) análise de  $\widehat{D}_2$  para várias dimensões de imersão  $m$  em busca de um platô (DING *et al.*, 1993). A FIGURA 54 mostra tais platôs na análise de dois sistemas físicos distintos (KANTZ; SCHREIBER, 2005, p. 82 e 84) e para um sistema matemático (SPROTT, 2003, p. 310). Enquanto o sistema matemático claramente apresenta  $\widehat{D}_2 = 1,220 \pm 0,036$ , bem próximo do valor teórico (exato) de 1,25827, e um platô amplo, os sistemas físicos permitem apenas inferir uma dimensão próxima de  $1,5 \pm 0,1$  para o laser e próxima de 3 para a turbulência. Cabe aqui ressaltar, para fins de reflexão, o fato de estes sistemas físicos serem sistemas passíveis de alto controle durante os experimentos e estacionários no sentido forte do termo. Cuidados e precauções maiores devem ser dados na análise de sinais do comportamento motor humano.

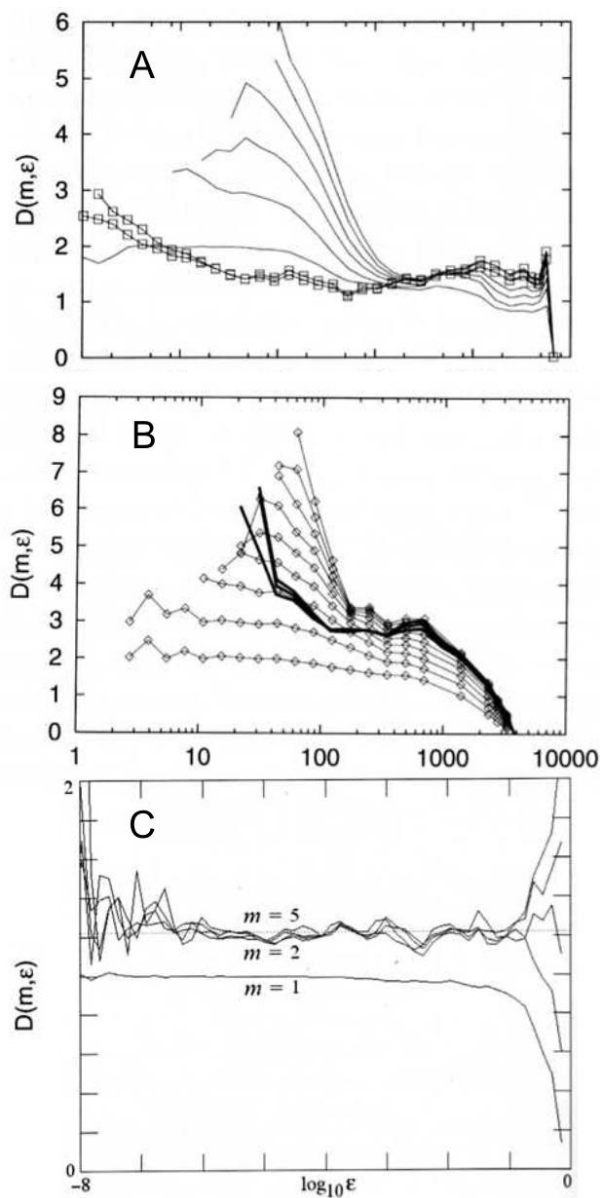


FIGURA 54 - Análise da dimensão de correlação por platôs. Laser (A), fluxo de Taylor-Couette (B) (KANTZ; SCHREIBER, 2005) e mapa de Hénon (C) (SPROTT, 2003). Os nomes dos eixos em C foram adaptados.

Entretanto, ruído colorido possui correlação temporal e pode gerar platôs espúrios na análise de  $\widehat{D}_2$ . Pincus (1991), criador do método de entropia aproximada, foi um dos primeiros a trazer à tona a possibilidade de um processo estocástico com correlação temporal ter uma  $\widehat{D}_2$  finita. Como os platôs de dados empíricos são em geral muito pequenos, como visto na FIGURA 54, não é trivial distingui-los de platôs espúrios. Um teste que tem se tornado um importante aliado nesta análise é o de dados subrogados (*surrogates*), a qual será tratada na seção 2.3.6.

Por fim, existe uma relação entre  $D_2$  e o expoente de Hurst. Ao realizar a imersão de uma série MBF num espaço  $m$ -dimensional, com  $m$  suficientemente grande, surge um objeto geométrico (trajetória) que possui uma dimensão fractal  $D=1/H$  (portanto,  $m$  deve ser maior que  $H$ ). Como MBF não é um multifractal, temos

$$D_2 = \frac{1}{H}. \quad (10)$$

Não se deve confundir a dimensão do traço de MBF com a dimensão de sua imersão. Por exemplo, seja um MBF com  $H = 0,2$ . A dimensão de seu traço (caminhada) é  $D_{\text{traço}} = 2 - H = 1,8$ , que satisfaz a condição  $1 \geq D \geq 2$ . Entretanto, a dimensão (ex.,  $D_2$ ) da trajetória reconstruída no espaço de estados é  $D_{\text{imersão}} = 1/0,2 = 5$ . Além disto, este objeto no  $m$ -espaço não é um atrator, pois se sabe que MBF é estocástico não possui um, tendo infinitos graus de liberdade (KANTZ; SCHREIBER, 2005). Desta forma, a aplicação de  $\widehat{D}_2$  num sistema cuja dinâmica é MBF implicará num valor finito que não é um artefato do algoritmo de Grassberger-Procaccia, mas não corrobora a hipótese de um atrator. No exemplo anterior, não se pode afirmar que os graus de liberdade da dinâmica são 5. Na realidade os graus de liberdade são infinitos. Daí a crítica feita ao achado de Deutsch e Newell (2004) sobre os graus de liberdade se alterarem durante a prática da tarefa de controle de força isométrica. Se a dinâmica deste sistema pode ser modelada por MBF (ATHREYA; VAN ORDEN; RILEY, 2012), o  $\widehat{D}_2$  encontrado não se refere aos graus de liberdade.

## A.5 QUANTIFICAÇÃO DE GRÁFICOS DE RECORRÊNCIA (RQA)

A técnica RQA (inglês, *recurrence quantification analysis*) foi inicialmente proposta (TRULLA *et al.*, 1996; WEBBER JR.; ZBILUT, 1994) para quantificar a informação qualitativa dos gráficos de recorrência (RP, inglês *recurrence plots*), na qual diferentes regimes dinâmicos eram identificados por mudanças de micro e macro texturas (ECKMANN; KAMPHORST; RUELLE, 1987). Dada uma série temporal  $\{x\}$ , uma matriz de recorrência  $\mathbf{R}_{i,j}$  é construída através de vetores  $\{\vec{X}\}_1^N \in \mathbb{R}^m$  obtidos pela imersão da série num espaço  $m$ -dimensional. A matriz é dada por (MARWAN *et al.*, 2007)

$$\mathbf{R}_{i,j} = \Theta(\varepsilon - \|\vec{X}_i - \vec{X}_j\|), \quad i, j = 1, \dots, N. \quad (11)$$

Se a distância entre dois vetores de índices  $i$  e  $j$  é menor que o limiar  $\varepsilon$ , implica que houve recorrência: o sistema retornou às vizinhanças de um estado anterior. Neste caso, a função  $\Theta$  de Heaviside atribui o valor 1 a um ponto específico da matriz  $\mathbf{R}_{i,j}$ . Caso contrário,  $\mathbf{R}_{i,j} = 0$ . O RP é uma representação gráfica desta matriz de zeros e uns, na qual utiliza-se diferentes cores (em geral, preto para 1 e branco para 0).

Originalmente, a RQA continha cinco métricas para quantificar a estrutura recorrente de um sistema dinâmico codificada na matriz  $\mathbf{R}_{i,j}$ :

1. Taxa de recorrência – percentual de pontos recorrentes.
2. "Determinismo" – percentual de pontos recorrentes que formam linhas.
3. Entropia – originalmente apresentada como a entropia do próprio sistema dinâmico e aplicada indiscriminadamente no estudo de diversos fenômenos naturais. Posteriormente, foi demonstrado não ter relação com a entropia do sistema (LETELLIER, 2006), sendo apresentado um algoritmo para inferior a entropia de Shannon  $S_{RQA}$ . Entretanto, ao invés de se abandonar o algoritmo antigo, ainda se difunde a "entropia" original com o título de entropia da distribuição das linhas diagonais (MARWAN *et al.*, 2007).

4. Divergência – inverso do comprimento da maior linha diagonal. Possui relação com o expoente máximo de Lyapunov (ECKMANN; KAMPHORST; RUELLE, 1987; LETELLIER, 2006).
5. Tendência – "desbotamento" do RP a partir da diagonal principal, representando a diminuição de pontos recorrentes em relação ao passado e futuro da trajetória do espaço de estados (reconstruída). Por ser extremamente sensível aos parâmetros utilizados pra criação da matriz de recorrência (MARWAN, 2011; MARWAN *et al.*, 2007), tem sido deixado de lado na literatura.

Atualmente, a RQA conta com diversas outras métricas, sendo um campo em atividade no qual novas técnicas e *insights* anda estão em construção (DONNER *et al.*, 2010; MARWAN *et al.*, 2009; PORTES *et al.*, 2014). A TABELA 5 resume algumas destas métricas e suas siglas mais comuns.



TABELA 5 - Variáveis da análise de quantificação de recorrência (RQA) e suas siglas.

Sigla	Variável de quantificação de gráficos de recorrência
%RR ou #RR	Percentual de recorrência
DET	"Determinismo"
DET/RR	Razão entre "determinismo" e recorrência
LAM	Laminaridade
LAM/DET	Razão laminaridade por "determinismo"
L_max	Comprimento da maior linha diagonal
L	Comprimento médio das linhas diagonais
L_entr	Entropia da distribuição de linhas diagonais*
S <sub>RQA</sub>	Entropia de Shannon.
DIV	Divergência (1/L_max)
V_max	Comprimento da maior linha vertical*
TT	Tempo de aprisionamento
V_entr	Entropia da distribuição de linhas verticais*
T1	Tempo de recorrência de primeiro tipo
T2	Tempo de recorrência de segundo tipo

\* Não se refere a entropia do sistema em si.

## A.6 ANÁLISE ESPECTRAL (FOURIER)

A análise espectral, análise do espectro de potências, ou análise de Fourier é uma análise da estrutura do sinal baseada no teorema do matemático francês Jean Baptiste Joseph Fourier (HUBBARD, 1998; OPPENHEIM; WILLSKY; NAWAB, 1983). Inspirado no fato experimental, descoberto por Newton, de que a luz (aproximadamente) branca solar pode ser decomposta em feixes de diversas cores através de um prisma, Fourier propôs que qualquer função matemática periódica também poderia ser decomposta por

uma superposição de funções seno e cosseno (FIGURA 55). Esta associação entre a análise matemática e a da luz é a origem da nomenclatura por vezes utilizada de ruído branco, rosa e azul.

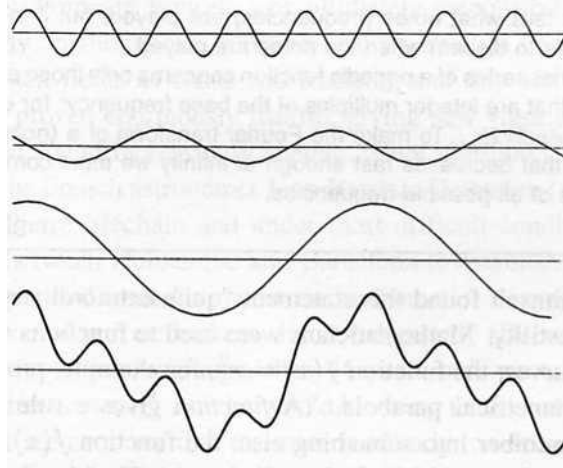


FIGURA 55 - Uma função periódica complexa (quarta função) pode ser descrita pela soma de funções senoidais simples (as três primeiras). Adaptado de Hubbard (1998, p. 9).

Na análise de séries temporais, questionam-se quais sinais ondulatórios do tipo seno e cosseno estão presentes num sinal empírico  $S$ . O sinal é decomposto através de um prisma matemático, a *transformada de Fourier*. Digitalmente, isto é realizado pelo algoritmo *Fast Fourier Transform* (FFT), que transforma o sinal  $S$  em sua transformada de Fourier  $F(S)$ . Define-se a densidade de potência espectral (*power spectral density*, PSD) como sendo

$$P(f) = |F(S)|^2. \quad (12)$$

$P(f)$  traz informação quanto à contribuição (intensidade) de cada onda senoidal (caracterizada por sua frequência) na formação do sinal empírico  $S$ .

Três observações técnicas são relevantes quanto à utilização da PSD na análise de séries temporais. Primeiramente, sendo o sinal  $S$  amostrado a uma taxa  $f_s$ , a PSD fornecerá informação somente sobre frequências entre  $1/f_s$  e  $f_s/2$ . Outro aspecto é quanto à resolução da PSD, definida como a capacidade de discernir frequências muito próximas, a qual é determinada pela duração da amostra: quanto maior a duração do sinal adquirido  $S$ , maior a resolução da PSD. Estes dois aspectos implicam que antes da análise da série temporal em si, (i) a própria coleta (experimento) deve ter o *design* apropriado,

meticulosamente planejado, e (ii) uma análise teórica, se possível, deve ser realizada antes do experimento a fim de determinar qual a faixa de frequências e resolução adequadas da PSD (e, portanto impactando o *design* experimental) para realmente extrair informação sobre a estrutura do sinal.

A PSD de um sinal estocástico (ruído) pode possuir uma característica peculiar representativa de classes especiais: ruídos coloridos. Esta característica é a dependência linear entre a potência espectral e a frequência:

$$P(f) \sim \frac{1}{f^\beta} \quad (13)$$

O sinal no qual todas as frequências que o representam possuem aproximadamente o mesmo peso (intensidade ou potência), isto é  $\beta = 0$  e é chamado ruído branco. Como no caso da luz branca, todas as frequências de onda eletromagnética (do espectro visível) contribuem igualmente na sua formação. Ruídos coloridos possuem  $\beta$  diferente de zero. O ruído rosa (ou vermelho) recebe este nome por ter maior potência nas baixas frequências, como a luz vermelha. Ruído azul, ao contrário, como a luz azul possui maior potência em frequências mais altas (do espectro visível). Outras "cores" de ruído comumente mencionadas na literatura nada têm a ver com cores. Por exemplo, o ruído browniano (e não ruído marrom) se refere à série temporal do movimento browniano. A TABELA 6 relaciona alguns valores de  $\beta$  à nomenclatura frequentemente encontrada na literatura. Veja que o termo ruído vermelho às vezes é relacionado ao ruído browniano e ao ruído rosa.

TABELA 6 - Relação entre o expoente  $\beta$  da PSD e os nomes associados aos tipos de ruído (FEDERAL\_STANDARD, 1996).

$\beta$	"Cor" do sinal
-2	Violeta
-1	Azul
0	Branco
1	Rosa, às vezes chamado vermelho
2	Browniano, também às vezes chamado vermelho
>2	Preto

Finalmente, quando a PSD é utilizada para análise de ruídos coloridos através da inclinação  $\beta$  do gráfico na região de baixas frequências, uma determinação acurada desta inclinação exige vários passos de pré-processamento do sinal. Uma sugestão encontrada na literatura (EKE *et al.*, 2000) e ratificada em outros estudos (DELIGNIÈRES; TORRE; LEMOINE, 2005; DELIGNIERES *et al.*, 2006; TORRE, 2011) é o enquadramento do sinal sobre uma função parabólica (*parabolic windowing*), retirada da tendência global do sinal  $S$  pela linearização de seus pontos extremos (*endmatching*) e estimativa de  $\beta$  na porção de baixas frequências (excluindo-se as altas, principalmente as do intervalo  $1/8 < f < 1/2$ ) do gráfico da PSD. Esta análise é chamada *low PSD we*.

Há uma relação entre  $\beta$  e o expoente de Hurst. Se um sinal RGF for os passos de um MBF, o expoente  $H$  de ambos é o mesmo, mas  $\beta$  irá diferir por 2, sendo

$$\begin{aligned} \text{RGF, } -1 < \beta < 1; \\ \text{MBF, } 1 < \beta < 3. \end{aligned} \quad (14)$$

Há uma relação geral entre  $\beta$ , o expoente  $\alpha$  da DFA e o expoente de Hurst (DELIGNIÈRES; MARMELAT, 2013), TABELA 7

TABELA 3.

TABELA 7 - Relação entre os expoentes de Hurst, da DFA e da densidade de potência espectral (PSD).

Natureza do sinal	$H$	$\beta$
RGF	$H = \alpha$	$\beta = 2H - 1$
MBF	$H = \alpha - 1$	$\beta = 2H + 1$

A relação entre  $\beta$  e  $\alpha$  é a mesma tanto para RGF quanto para MBF

$$\beta = 2\alpha + 1 \quad (15)$$

Por fim, a análise espectral é uma análise linear: ela é incapaz de diferenciar entre um sinal estocástico e um sinal caótico determinista. Este, em diversos casos, possui uma distribuição de potências similar a ruído colorido.

Ela também é incapaz de detectar variações da estrutura do sinal ao longo do tempo: por exemplo, suponha um sistema que, por algum motivo, se reorganizou num instante de tempo  $t_2$ , deixando de se expressar com um sinal tipo ruído rosa em  $t \in [t_1, t_2]$  para se expressar como ruído browniano para  $t \in [t_2, t_3]$ . A análise espectral, sendo totalmente realizada no domínio da frequência, trará uma PSD sem nenhum indício desta transição. Para realizar uma análise mista, tanto no domínio da frequência quanto no tempo, foi proposta a realização da análise espectral em janelas do sinal  $S$ . Entretanto, isto implicaria em resoluções diferentes dependendo do tamanho das janelas.