



Universidade Estadual de Maringá  
Centro de Ciências Exatas  
Departamento de Física

Dissertação de Mestrado

**Caracterização do movimento postural  
humano por meio de padrões nos  
cruzamentos de zero do sinal do centro de  
pressão**

Acadêmico: Giorgio Bombo Gonçalves

Orientador: Prof. Dr. Renio dos Santos Mendes

Co-Orientador: Prof. Dr. Sergio Picoli

Maringá, 23 de agosto de 2021

GIORGIO BOMBO GONÇALVES

**Caracterização do movimento postural humano por meio de padrões nos cruzamentos de zero do sinal do centro de pressão**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Física da Universidade Estadual de Maringá como requisito parcial para obtenção do título de mestre.

Aprovado em: Maringá, 14 de Julho de 2021

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof. Dr. Renio dos Santos Mendes  
Universidade Estadual de Maringá – UEM

---

Prof. Dr. Marcos Duarte  
Universidade Federal do ABC – UFABC

---

Prof. Dr. Luis Carlos Malacarne  
Universidade Estadual de Maringá – UEM

---

Prof. Dr. Sergio Picoli  
Universidade Estadual de Maringá – UEM

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)  
(Biblioteca Central - UEM, Maringá - PR, Brasil)

G635c

Gonçalves, Giorgio Bombo

Caracterização do movimento postural humano por meio de padrões nos cruzamentos de zero do sinal do centro de pressão / Giorgio Bombo Gonçalves. -- Maringá, PR, 2021. 64 f.color., figs., tabs.

Orientador: Prof. Dr. Renio dos Santos Mendes.

Coorientador: Prof. Dr. Sergio Picoli.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Maringá, Centro de Ciências Exatas, Departamento de Física, Programa de Pós-Graduação em Física, 2021.

1. Centro de pressão . 2. Equilíbrio postural. 3. Movimento postural humano. I. Mendes, Renio dos Santos, orient. II. Picoli, Sergio , coorient. III. Universidade Estadual de Maringá. Centro de Ciências Exatas. Departamento de Física. Programa de Pós-Graduação em Física. IV. Título.

CDD 23.ed. 530.13

# Sumário

<b>Agradecimentos</b>	<b>iii</b>
<b>Resumo</b>	<b>iv</b>
<b>Abstract</b>	<b>v</b>
<b>Introdução</b>	<b>1</b>
<b>1 Revisão</b>	<b>4</b>
1.1 Posturografia . . . . .	4
1.1.1 Sinal do centro de pressão (COP) . . . . .	4
1.1.2 Processamento do sinal . . . . .	6
1.1.3 Análise do sinal . . . . .	6
1.2 Padrões temporais em processos estocásticos . . . . .	8
1.2.1 Processos de Bernoulli e processos de Poisson . . . . .	9
1.2.2 Movimento browniano fracionário . . . . .	10
1.2.3 Coeficientes para a caracterização de heterogeneidade temporal . . . . .	11
<b>2 Métodos</b>	<b>13</b>
2.1 Procedimento experimental na obtenção do sinal do COP . . . . .	13
2.2 Cruzamentos de zero . . . . .	14
2.3 Índices calculados a partir dos tempos entre cruzamentos de zero . . . . .	17
2.4 Outros índices . . . . .	19
<b>3 Análise dos dados e resultados</b>	<b>22</b>
3.1 Análise de correlações . . . . .	22
3.1.1 Correlações intraclasse . . . . .	23
3.1.2 Correlações entre pares de índices . . . . .	24
3.2 Identificação de padrões nos cruzamentos de zero . . . . .	26
3.2.1 Efeitos de tamanho finito e modelo nulo . . . . .	26
3.2.2 Comparação entre as condições bipodal e unipodal . . . . .	28
<b>4 Discussão e conclusões</b>	<b>37</b>
<b>A Cálculo dos expoentes de Hurst, <math>H_s</math> e <math>H_l</math></b>	<b>41</b>
<b>B Coeficiente de correlação intraclasse, <math>ICC_{2,1}</math></b>	<b>45</b>
<b>C Coeficiente de correlação de Spearman, <math>\rho</math></b>	<b>48</b>

D Teste dos postos sinalizados de Wilcoxon	50
Referências Bibliográficas	51

# Agradecimentos

Meu sinceros agradecimentos e reconhecimento aos professores Renio dos Santos Mendes e Sergio Picoli, pela orientação, suporte e todas as valiosas contribuições para esta dissertação.

Ao professor Pedro Paulo Deprá que colaborou na realização do experimento no seu laboratório de biomecânica ligado ao Departamento de Educação Física.

À professora Edenize Sodr  dos Santos que colaborou na pr tica do experimento.

À Capes e ao CNPq pelo suporte financeiro.

Muito apreço ao grupo Complex Lab por todo conhecimento e experi ncias compartilhadas.

Ao Danilo de Paula kuritza, estimado amigo, pelo apoio e preciosos conselhos ao longo dos meus estudos.

  Beatriz Elvira, minha namorada, pela parceria paciente nos momentos de aus ncia e disponibilidade na escuta das minhas dificuldades.

Aos meus pais Edvaldo e Dora e   minha irm  Izabela pelo amor, carinho, compreens o, respeito e apoio no desenvolvimento deste trabalho.

E por fim, a Deus por t -los colocado em meu caminho e me permitido concluir esta jornada.

Para todos, muito obrigado.

# Resumo

A evolução temporal do centro de pressão (COP) é um sinal amplamente utilizado no estudo do movimento postural humano na condição ereta e quase estática. No presente trabalho investigamos padrões (temporais) nos cruzamentos de zero do sinal do COP. Esses padrões são quantificados por meio dos seguintes índices: *burstiness*, *burstiness* corrigido, excesso de *skewness*, excesso de curtose, memória e excesso de variação local. Aplicamos esses índices na análise de movimentos posturais de 20 indivíduos nas posições bipodal e unipodal (direita e esquerda). Os resultados indicam a presença de padrões temporais não homogêneos nas condições experimentais analisadas. Além disso, verificamos que esses índices são capazes de identificar diferenças entre as condições bipodal e unipodal. Por fim, discutimos possíveis implicações dos nossos resultados no estudo do altamente complexo sistema de controle postural humano.

**Keywords:** Centro de pressão (COP), tempos entre eventos, *burstiness*, memória, variação local.

# Abstract

Center of pressure (COP) signals have been largely applied in the study of postural sway during quiet standing. Here we investigated (temporal) patterns of COP zero crossings by using burstiness, corrected burstiness, excess of skewness, excess of kurtosis, memory and excess of local variation. We applied these indices in the analysis of postural movements of 20 subjects, under bipedal and unipedal (right and left) conditions. We found non-homogeneous temporal patterns in all experimental conditions. In addition, the present indices were able to capture differences between bipedal and unipedal conditions. Finally, we discussed implications of our results in the study of the highly complex postural control system.

**Keywords:** Center of pressure (COP), interevent times, burstiness, memory, local variation.

# Introdução

A manutenção do equilíbrio e da orientação do corpo humano em posição ereta é essencial para a realização de atividades normais do dia a dia. Mesmo estando em uma posição ereta aparentemente estática, o corpo humano apresenta movimentos posturais (ou flutuações posturais) para manter o equilíbrio. Do ponto de vista da mecânica, o equilíbrio do corpo depende das forças e torques (externos e internos) que são aplicados sobre ele. As forças externas mais comuns são a força gravitacional e a força de reação do solo. As forças internas incluem as de origem fisiológica, como as forças relacionadas à circulação sanguínea e à respiração [1, 2].

Os ajustes posturais ocorrem tipicamente de forma involuntária, como uma resposta do Sistema de Controle Postural (SCP) a diversos estímulos. Para manter o equilíbrio do corpo, o SCP atua nos sistemas nervoso, sensorial e motor. O sistema sensorial gera informações sobre a posição das partes do corpo em relação às demais partes e em relação ao ambiente. O sistema motor é o responsável por fazer as correções e ajustes na postura por meio da ativação dos músculos. O sistema nervoso central processa as informações fornecidas pelo sistema sensorial e envia impulsos nervosos aos músculos, gerando respostas neuromusculares [1, 2]. A integridade do SCP pode ser avaliada por meio de testes de posturografia. Nesse contexto, os movimentos posturais de um indivíduo podem ser caracterizadas por meio de um sinal (ou série temporal) que corresponde à posição do centro de pressão (COP) ao longo do tempo. Esse sinal pode ser obtido por meio de um dispositivo chamado plataforma de força. Basicamente, o COP corresponde ao ponto de aplicação da componente vertical da força de reação da superfície em que o indivíduo está posicionado [1, 2].

Devido à complexidade do sistema de controle postural, dezenas de índices têm sido utilizados para caracterizar diferentes aspectos do sinal do COP [3–5]. Vários desses índices são utilizados para quantificar efeitos da idade, risco de queda e a presença de diversos tipos de patologia que afetam o SCP — por exemplo, Alzheimer, Parkinson, patologias da visão e disfunções no joelho [2, 3]. Índices baseados no COP são amplamente utilizados há décadas. Em 1981, por exemplo, a *International Society of Posturography* sugeriu o uso de dois índices baseados no COP: a velocidade média e distância RMS (root mean square). Outros exemplos incluem a distância

pico a pico (ou *range*), a frequência média e a frequência centróide ou frequência de cruzamentos de zero do COP [3]. Por volta de 1993-1995, a evolução temporal do COP começou a ser investigada por meio de técnicas de física estatística relacionadas a caminhadas aleatórias e processos de difusão. [6–10]. Nas últimas décadas vários outros métodos foram propostos e aplicados no estudo de sinais do COP. Alguns são inspirados na mecânica estatística, na dinâmica não linear e no estudo de sistemas complexos [11–23].

Alguns índices utilizados para a análise de sinais do COP são baseados nos cruzamentos de zero do sinal. Um dos mais conhecidos é a frequência de cruzamentos de zero [3]. Outros índices baseados no conceito de cruzamentos de zero do sinal não utilizam o COP mas a componente vertical ou a componente horizontal da força de reação da superfície [24, 25]. Mais recentemente, padrões temporais nos cruzamentos de zero do COP e da velocidade do COP têm sido investigados em termos de distribuições dos tempos entre cruzamentos de zero do sinal [5, 26–28].

Análises baseadas em tempos entre eventos encontram aplicações no estudo de uma grande variedade de sistemas em vários campos da ciência [29–38]. Nesse tipo de análise, a distribuição dos tempos entre eventos geralmente assume um papel central. Além da análise da forma funcional da distribuição dos tempos entre eventos, são utilizados índices baseados nos momentos da distribuição e em correlações temporais — como os coeficientes *burstiness* e memória [39, 40]. Aplicações recentes desses coeficientes incluem o estudo de padrões em atividades físicas do dia a dia [41, 42], comunicação em redes sociais [43, 44] e índices meteorológicos [45]. Outro coeficiente baseado nos tempos entre eventos, conhecido como variação local, foi introduzido originalmente no estudo da atividade neuronal [46, 47]. Uma aplicação recente desse índice inclui o estudo de padrões de comunicação social [48, 49].

Neste trabalho aplicamos coeficientes introduzidos no contexto de sistemas complexos para analisar padrões em cruzamentos de zero em sinais do COP. Isso inclui os coeficientes *burstiness*, memória e variação local. Enquanto o *burstiness* captura aspectos da distribuição dos tempos entre eventos, a memória captura aspectos das correlações temporais nos tempos entre eventos. Por sua vez, a variação local captura aspectos de ambos os efeitos: a distribuição dos tempos entre eventos e as correlações temporais nos tempos entre eventos. Desse modo, a proposta deste trabalho é introduzir índices que podem ir além dos índices tradicionais (como a frequência de cruzamentos de zero) e capturar padrões temporais nos cruzamentos de zero de sinais do COP.

Para ilustrar o método, analisamos sinais do COP obtidos em um experimento com 20 indivíduos jovens e saudáveis posicionados nas condições bipodal e unipodal. Comparamos os resultados empíricos com os resultados de um modelo nulo que as-

sume homogeneidade temporal. Esse procedimento permite verificar e quantificar a presença de comportamento temporal não homogêneo no sinal. Além disso, verificamos algumas propriedades estatísticas dos índices propostos. Isso inclui uma análise das correlações intraclasse e das correlações entre pares de índices. As correlações intraclasse costumam ser utilizadas para estimar a razão entre a variabilidade entre indivíduos e a variabilidade total (entre-indivíduos mais intra-indivíduo) em índices baseados no COP [50–54]. As correlações entre pares de índices dão informações que podem ser úteis para selecionar índices que não são redundantes ou contenham informações parecidas [3, 5, 55, 56].

No capítulo 1 apresentamos uma breve revisão sobre procedimentos experimentais em posturografia. Além disso, descrevemos alguns resultados no contexto da distribuição de tempos entre eventos em processos estocásticos. No capítulo 2, descrevemos o experimento que foi realizado para a obtenção do sinal do COP, o pré-processamento desse sinal e o cálculo dos índices que são utilizados nesse estudo. No capítulo 3, apresentamos a análise dos dados e os resultados obtidos. Por fim, apresentamos as discussões e conclusões.

# Capítulo 1

## Revisão

Este capítulo de revisão faz uma breve introdução ao estudo das flutuações posturais do corpo humano na posição ereta e quase estática. Focalizamos conceitos básicos em posturografia que incluem procedimentos experimentais para a obtenção do sinal do centro de pressão (COP) e o cálculo de índices baseados nesse sinal. Além disso, descrevemos conceitos básicos no estudo de processos temporais não homogêneos incluindo o conceito de tempos entre eventos e tempos de retorno à origem. Essa breve revisão contribui com o objetivo do trabalho — aplicar índices baseados em tempos entre eventos para analisar sinais do COP.

### 1.1 Posturografia

Diversas técnicas e métodos têm sido utilizados no estudo do controle postural humano em situações de posição ereta e quase-estática com ou sem perturbações. No caso sem perturbações, o objeto de estudo são as flutuações naturais da postura ereta — o indivíduo sob teste se encontra em pé parado sobre uma superfície horizontal. Em outros casos, algum tipo de perturbação pode ser aplicada e a resposta a essa perturbação é o objeto de estudo. Neste trabalho, o foco é a posturografia estática (sem perturbações). Para uma revisão mais abrangente sobre o tema, ver as refs. [1].

A evolução temporal do centro de pressão (COP) é um dos principais sinais utilizados em posturografia estática. A seguir descrevemos alguns procedimentos que são tipicamente utilizados na obtenção, processamento e análise desse sinal.

#### 1.1.1 Sinal do centro de pressão (COP)

Tipicamente, para manter o corpo em posição ereta, a projeção vertical do centro de gravidade (CG) — o ponto de aplicação da força gravitacional resultante sobre o corpo — deve permanecer dentro do polígono delimitado pelas partes laterais dos pés

do indivíduo (base de suporte). Essa projeção vertical do CG também é conhecida como linha de gravidade (LG). Flutuações no CG descrevem movimentos posturais do corpo como um todo. O COP é definido basicamente como o ponto de aplicação da componente vertical da força de reação da superfície em que se encontra o indivíduo. Existe uma relação entre CG (ou LG) e COP. Nos instantes de tempo em que a componente horizontal da força de reação da superfície é nula, o COP coincide com a LG. De modo geral, a posição do COP pode ser relacionada a uma combinação entre a posição do CG e a resposta neuromuscular a deslocamentos do CG. Embora CG e COP expressem conceitos diferentes, na posição ereta quase-estática eles apresentam similaridades. Desse modo, o COP reflete ajustes posturais para manter o CG dentro da base de suporte [1, 24, 57].

Sinais do COP são geralmente obtidos por meio de plataformas de força — dispositivos que contém sensores distribuídos de modo a medir uma ou mais componentes da força de reação da superfície. O número de sensores depende do modelo da plataforma. Alguns modelos mais simples medem apenas a componente vertical da força de reação e a posição do ponto de aplicação dessa força (o COP) no plano. O aparato experimental que inclui a plataforma de força permite medir a posição do ponto de aplicação da força de reação em função do tempo. Mais precisamente, o sinal de saída consiste de pelo menos duas sequências temporais discretas — a evolução temporal da componente da posição do COP na direção mediolateral (COP-ML) e a evolução temporal da componente da posição do COP na direção anteroposterior (COP-AP).

Um procedimento comum em experimentos relacionados à posturografia estática é informar aos participantes que eles podem escolher uma posição confortável sobre a plataforma de força (geralmente próxima ao centro da plataforma). Por outro lado, pode-se definir posições mais padronizadas ou arbitrárias como, por exemplo, a posição dos pés de cada indivíduo, incluindo sua abertura lateral. Outro procedimento comum é informar aos participantes que eles devem manter seus olhos fixos em um ponto do espaço que pode ser, por exemplo, algum objeto fixo posicionado a certa distância do indivíduo, na altura de seus olhos [1].

O valor da frequência de amostragem do sinal depende do equipamento utilizado mas também pode ser ajustado. No caso da posturografia estática, estudos indicam que as oscilações mais importantes do sinal estão abaixo de 10Hz. Outros estudos indicam que a frequência de amostragem deve ser pelo menos o dobro da largura de banda da frequência do sinal (teorema de Nyquist). Isso sugere que uma frequência de amostragem de 20Hz já seria suficiente para boa parte dos experimentos em posturografia [1]. Entretanto, visto que o sinal costuma apresentar oscilações com frequências mais altas, é comum utilizar frequências de amostragem maiores que 20Hz — tipicamente entre 50Hz e 100Hz.

A duração de cada ensaio e o número de ensaios de cada indivíduo também precisam ser definidos. Na literatura não há uma padronização muito rígida para esses valores, entretanto, alguns fatores devem ser levados em consideração. Ensaio muito longos podem levar à fadiga dos músculos envolvidos no controle postural. Por outro lado, ensaios muito curtos poderiam comprometer a confiabilidade da análise, levando em consideração a variabilidade do sinal. Além desses fatos, é bom lembrar que muitos experimentos em posturografia são realizados no contexto de avaliações clínicas em pessoas idosas ou pacientes com algum tipo de desordem neuromuscular, em que ensaios muito longos talvez não sejam apropriados. Desse modo, cada ensaio não deve ser muito curto nem muito longo — deve ser escolhido de modo a evitar a fadiga dos músculos e ainda assim não comprometer a análise do sinal [1]. A duração de cada ensaio em um experimento típico geralmente é da ordem de um minuto.

### 1.1.2 Processamento do sinal

Sinais do COP costumam ser não-estacionários [58]. Essa informação é importante visto que algumas técnicas para a análise de sinais assumem estacionaridade. Uma das maneiras de lidar com esse efeito envolve a remoção de tendências do sinal. Geralmente, a posição média do COP não é uma medida de interesse visto que ela resulta da posição do indivíduo em relação à plataforma de força. Na prática, essa posição não costuma ser totalmente controlada. Por esse motivo, as componentes do COP nas direções AP e ML costumam ser normalizadas para que seu valor médio seja nulo. Considerando que o sinal do COP pode apresentar um aumento ou decréscimo sistemático, podemos também remover essa tendência. Nesse caso, uma regressão linear (método dos mínimos quadrados) pode ser aplicada e a tendência representada pela reta de ajuste é subtraída do sinal original [1].

Além disso, filtros passa-baixa são amplamente utilizados em posturografia para remover ruídos de alta frequência. Vários tipos de filtros estão disponíveis, incluindo filtros digitais que incorporam propriedades de filtros eletrônicos. Em posturografia, um dos mais utilizados é o filtro Butterworth [59]. Porém, não há um padrão definido para a frequência de corte do filtro. Por isso, é comum escolher esse parâmetro de acordo com o equipamento utilizado e o tipo de análise que será empregada. Na literatura, em boa parte dos trabalhos, a frequência de corte utilizada está na faixa de 5Hz a 20Hz.

### 1.1.3 Análise do sinal

O sinal que representa a evolução temporal do COP pode conter informações sobre o SCP. Duas construções bastante utilizadas são conhecidas como estatocinesigrama

e estabilograma. O estatocinesigrama se refere a um gráfico da componente AP do COP *versus* a componente ML. O estabilograma se refere a gráficos das componentes AP e ML do COP em função do tempo. Esse tipo de visualização fornece uma visão geral do sinal obtido em um dado ensaio. Diversos índices têm sido utilizados para uma análise quantitativa do sinal, com o objetivo de extrair informações relevantes do sistema. Uma parte desses índices são calculados separadamente para as componentes AP e ML do COP enquanto outros índices utilizam as duas componentes.

Índices de flutuação postural podem ser classificados como globais e estruturais. Índices globais caracterizam a magnitude do sinal nos domínios do tempo e da frequência e são bastante utilizados em posturografia. Entretanto, esses índices não contêm todas as informações sobre a dinâmica do sinal. Índices estruturais quantificam aspectos ou padrões que vão além das informações fornecidas pelos índices globais. Devido ao grande número de índices globais e estruturais propostos, aplicados e discutidos ao longo de décadas, não citamos todos eles. Em vez disso, para exemplificar, escolhemos alguns índices representativos.

Vários índices globais são obtidos diretamente da evolução temporal do COP ou a partir de uma versão diferenciada do sinal (a série dos incrementos, proporcionais à velocidade). Alguns desses índices são calculados separadamente para as componentes AP e ML do COP, outros utilizam as duas componentes. Apesar de sua aparente simplicidade, vários índices globais são sensíveis a déficits posturais devido à idade, doenças crônicas e desordens que afetam o SCP. Exemplos representativos incluem i) amplitude máxima ou *range* (distância entre o valor máximo e o valor mínimo da série temporal da componente AP ou ML do COP); ii) desvio padrão ou distância RMS (se o sinal tem média igual a zero, o desvio padrão e a distância RMS coincidem); iii) velocidade média; iv) frequência média (índice relacionado ao espectro de frequências do sinal); e v) frequência centróide (ou frequência de cruzamentos de zero) [3].

Devido à complexidade do SCP, índices estruturais têm sido propostos para extrair informações sobre a dinâmica do sinal. Alguns desses índices são baseados na mecânica estatística. Em meados dos anos 1990, por exemplo, um método bastante utilizado em mecânica estatística foi proposto para analisar a evolução temporal do COP. O sinal é considerado como um processo estocástico e é analisado a partir de conceitos como caminhada aleatória, processos de difusão e movimento browniano [6–10]. De acordo com os resultados obtidos, o sinal do COP exibe características de dois processos estocásticos distintos: i) um processo que exibe correlações de longo alcance caracterizado por um padrão temporal persistente (expoente de Hurst maior que 0.5); e ii) um processo anti-correlacionado caracterizado por um padrão temporal anti-persistente (expoente de Hurst menor que 0.5). Os dois expoentes de Hurst mencionados aqui estão entre os índices estruturais que foram introduzidos a partir desses trabalhos.

Exponentes de Hurst fornecem informações sobre a natureza das correlações em processos estocásticos. Processos estocásticos podem ser monofractais (caracterizados por apenas um expoente) ou multifractais (requerem um espectro de expoentes). Os resultados indicam a presença de comportamento multifractal no sinal da posição do COP [14, 15].

Considerar o sinal do COP como um processo estocástico abriu o caminho para diversas investigações do SCP utilizando métodos de mecânica estatística. Em particular, alguns índices de flutuação postural propostos recentemente são baseados no conceito de tempo entre eventos ou tempo de retorno [5, 25–28]. Na próxima seção, apresentamos uma breve revisão sobre conceitos básicos no contexto de tempos entre eventos e tempos de retorno em processos estocásticos.

## 1.2 Padrões temporais em processos estocásticos

Padrões temporais em processos estocásticos podem ser explorados por meio do conceito de tempos entre eventos (ou tempos de recorrência, tempos de espera, tempos de retorno). Dependendo da aplicação, a definição dessas quantidades pode diferir em alguns detalhes, mas o conceito básico é o mesmo — define-se os eventos e calcula-se os intervalos de tempo entre eventos consecutivos. Muitos problemas em diversos campos da ciência podem ser formulados em termos desse conceito geral [29–31]. Exemplos incluem terremotos e explosões solares [32, 33], atividade neuronal [46, 47], padrões de comunicação [34, 39], atividade física [41, 42], índices meteorológicos [45], índices financeiros [35], conflitos violentos [36] e turbulência [37, 38].

Os tempos entre eventos podem ser calculados para sequências de eventos temporalmente irregulares, como terremotos em uma região ou e-mails enviados por um usuário. Além disso, podemos definir eventos em séries cujas observações são regulares no tempo, como no caso de índices meteorológicos, índices de bolsa de valores e atividade cerebral. Em ambos os casos, é possível investigar padrões associados especificamente à dinâmica de ocorrência dos eventos. Tipicamente, uma série temporal em que as observações são regulares no tempo pode ser transformada em uma sequência de eventos não regulares no tempo. Por exemplo, considere uma série representada pela variável  $x_n$ , em que  $n = 1, 2, \dots, N$  é um índice associado ao tempo (observações regulares). Quando o sinal excede um dado nível de referência,  $x_c$ , dizemos que ocorreu um evento. Dependendo do valor de  $x_c$ , as observações selecionadas (os eventos) serão aquelas com valores extremos — como *crashes* no mercado financeiro ou grandes eventos meteorológicos. Outra possibilidade é considerar como eventos os cruzamentos (para cima ou para baixo) do nível de referência  $x_c$ . Em particular, suponha que  $x_n$  assumam valores positivos e negativos e que o nível de referência escolhido é o zero

( $x_c = 0$ ). Nesse caso, os eventos selecionados correspondem aos cruzamentos de zero e os intervalos de tempo entre cruzamentos consecutivos são os tempos entre cruzamentos de zero ou tempos de retorno à origem. Dependendo da natureza do sinal, os eventos extremos e os cruzamentos de zero podem exibir comportamento temporal irregular ou não homogêneo.

Uma sequência de eventos obtida a partir de uma série temporal regular, por sua vez, pode ser interpretada como a realização de um processo pontual no eixo temporal. A sequência de eventos pode ser representada por um sinal binário do tipo  $z_n$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ . Se um evento ocorre no instante associado ao índice  $n$ , fazemos  $z_n = 1$ ; se não houve eventos, fazemos  $z_n = 0$ . Desse modo, os eventos associados ao sinal  $x_n$  (que podem ser eventos extremos ou cruzamentos de zero, por exemplo) podem ser mapeados no sinal binário  $z_n$ . Note que o sinal binário  $z_n$  também pode ser definido para uma sequência de eventos irregulares no tempo, como a ocorrência de terremotos. Nesse caso,  $z_n$  não está associado a um sinal  $x_n$  de origem. Os intervalos  $\Delta n$  entre eventos consecutivos são obtidos a partir do sinal binário  $z_n$ .

A distribuição dos tempos entre eventos pode dar informações sobre padrões temporais no sistema em estudo. De modo geral, a obtenção da forma exata dessa distribuição não é trivial. Várias distribuições são utilizadas na literatura — binomial, exponencial, lei de potência, exponencial alongada, log-normal, Weibull, gama, q-exponencial, misturas entre leis de potência e exponenciais, entre outras [60–73]. Além disso, quando a janela de observação do sinal (o tempo total de observação) é comparável em escala aos tempos entre eventos, efeitos de tamanho finito podem afetar a distribuição dos tempos entre eventos [74].

Nas próximas seções descrevemos a forma funcional da distribuição dos tempos entre cruzamentos de zero para casos particulares relativamente simples de  $z_n$  e de  $x_n$ . Analisamos os seguintes casos: i)  $z_n$  é dado por um processo de Bernoulli; e ii)  $x_n$  corresponde a um movimento browniano fracionário, com  $x_c = 0$ . No primeiro caso, focalizamos o sinal binário  $z_n$  sem nos preocupar com algum sinal  $x_n$  associado. No segundo caso,  $z_n$  é obtido a partir do processo  $x_n$  proposto. Em ambos os casos, vamos considerar que o conjunto de dados é suficientemente grande para que os efeitos de tamanho finito sejam desprezíveis.

### 1.2.1 Processos de Bernoulli e processos de Poisson

Suponha que o sinal representado pela variável  $z_n$  seja dado por um processo de Bernoulli — uma sequência de números binários, independentes e identicamente distribuídos, em que o estado 1 ocorre com probabilidade  $p$  e o estado 0 ocorre com probabilidade  $q = 1 - p$ , em que  $0 < p < 1$  [75]. A independência da variável  $z_n$

implica que o processo não tem memória.

Seja  $\tau$  o intervalo de tempo entre a ocorrência de dois eventos sucessivos, em que cada evento é representado pelo estado 1, e  $P(\tau)$  a distribuição desses tempos. É possível mostrar que, para um processo de Bernoulli, a distribuição dos tempos entre eventos é do tipo binomial, dada por

$$P(\tau) \sim p(1-p)^{N-1}. \quad (1.1)$$

No limite  $p \rightarrow 0$ , a equação (1.1) tende à uma distribuição exponencial,

$$P(\tau) = \frac{1}{\langle \tau \rangle} e^{-\tau/\langle \tau \rangle}. \quad (1.2)$$

Nesse limite de  $p \rightarrow 0$ , o processo de Bernoulli (de tempo discreto) converge para um processo de Poisson homogêneo (de tempo contínuo).

Processos de Bernoulli e processos de Poisson homogêneos descrevem eventos completamente independentes entre si. Por esse motivo, eles podem ser utilizados como modelos de referência (ou modelos nulos) ao se estudar sistemas temporalmente heterogêneos. Assim, comportamentos temporais não homogêneos em diversos sistemas podem ser quantificados tendo como base de comparação um processo de Bernoulli ou um processo de Poisson [75, 76].

## 1.2.2 Movimento browniano fracionário

Agora suponha que o sinal representado por  $x_n$  seja um movimento browniano definido pela soma

$$x_n = \xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_n, \quad (1.3)$$

em que  $\xi_n$  é um ruído gaussiano, com  $\langle \xi_n \rangle = 0$  e  $\langle \xi_n^2 \rangle = \lambda^2$ . A função de correlação do sinal, calculada entre passos separados por um número inteiro  $s$ , é dada por  $C(s) = \langle \xi_n \xi_{n+s} \rangle$ . Se  $C(s)$  decresce suficientemente rápido com o aumento de  $s$ , então o deslocamento quadrático médio de  $x_n$  é dado por  $\langle x_n^2 \rangle \sim n$  para  $n$  grande. Esse comportamento é conhecido como movimento browniano ordinário (MBO) em que os passos são independentes.

Se  $C(s)$  decresce com  $s$  como uma lei de potência,  $C(s) \sim s^{-\gamma}$ , com expoente  $0 < \gamma < 1$ , a média quadrática de  $x_n$  escala com  $n$  como

$$\langle x_n^2 \rangle \sim n^{2H}, \quad (1.4)$$

em que  $0 < H < 1$  é o expoente de Hurst que caracteriza o processo. O expoente de Hurst  $H$  está relacionado com o expoente de correlação  $\gamma$  de acordo com a expressão

$\gamma = 2 - 2H$ . Se  $H = 0.5$ , os passos são independentes ou não-correlacionados (recupere-se o MBO). Se  $H \neq 0.5$ , temos um movimento browniano fracionário (MBF). Se  $H < 0.5$  o processo é anti-correlacionado ou anti-persistente; se  $H > 0.5$ , o processo é correlacionado e persistente. Sinais desse tipo apresentam correlações de longo alcance. Como um processo de difusão pode ser modelado por um processo browniano, o caso  $H = 0.5$  é conhecido como difusão usual e o caso  $H \neq 0.5$  corresponde a uma difusão anômala [77–79].

Considere que  $x_0 = 0$  e que  $\tau$  é o intervalo de tempo para que  $x_n$  retorne ao zero. Essa quantidade é conhecida como primeiro tempo de retorno ou tempo de retorno à origem. De acordo com a literatura, a distribuição dos tempos de retorno à origem para um movimento browniano fracionário é do tipo lei de potência,

$$P(\tau) \sim \tau^{H-2}, \quad (1.5)$$

para grandes valores de  $\tau$ , em que  $H$  é o expoente de Hurst [63]. Em particular, se  $H = 0.5$  (MBO),  $P(\tau) \sim \tau^{-3/2}$  [29].

A distribuição (1.5) foi proposta para o caso  $\langle \xi_i \rangle = 0$ . Se  $\langle \xi_i \rangle = \delta \neq 0$ ,  $P(\tau)$  exhibe um comportamento do tipo

$$P(\tau) \sim \tau^{H-2} e^{\tau/\tau_s}, \quad (1.6)$$

em que  $\tau_s \sim (\delta/\lambda)^{1/(H-1)}$ . Alguns resultados indicam que as equações (1.5) e (1.6) são robustas. Elas também descrevem, por exemplo, a distribuição de tempos de retorno em certos mapas caóticos em que a variável estocástica não é normalmente distribuída [63].

De modo geral, os resultados descritos nessa seção indicam que cruzamentos de zero no movimento Browniano fracionário e em certos mapas caóticos não ocorrem aleatoriamente, mas tendem a formar certos padrões temporais descritos por leis de potência ou misturas de leis de potência e exponenciais. Em particular, no movimento browniano fracionário, a forma funcional da distribuição assintótica dos tempos de retorno são escritas em termos do expoente de Hurst  $H$  do processo.

### 1.2.3 Coeficientes para a caracterização de heterogeneidade temporal

Em vários sinais empíricos relacionados a sistemas naturais e artificiais, as distribuições dos tempos entre eventos tem comportamento não exponencial, indicando desvios do que seria esperado para um processo de Bernoulli ou um processo de Poisson homogêneo. Um comportamento não exponencial da distribuição dos tempos entre eventos pode indicar a presença de heterogeneidade temporal. A princípio, podemos investigar

a forma funcional da distribuição dos tempos entre eventos e tentar quantificar desvios do comportamento temporal homogêneo.

Outra forma de caracterizar a heterogeneidade temporal de uma sequência de eventos é por meio de coeficientes tais como *burstiness* e memória [39, 40]. O coeficiente *burstiness* é baseado nos dois primeiros momentos da distribuição dos tempos entre eventos. Por outro lado, o coeficiente memória é baseado nas correlações temporais entre tempos entre eventos consecutivos. Esses dois coeficientes fornecem informações complementares sobre o sinal em estudo. Outro coeficiente que pode ser utilizado é conhecido como variação local [46, 47]. Coeficientes baseados em momentos de ordem mais alta da distribuição dos tempos entre eventos (como skewness e curtose) também podem ser utilizados para verificar a presença de comportamento temporal não homogêneo [39]. Para o cálculo desses coeficientes, não é preciso assumir uma forma específica para a distribuição dos tempos entre eventos. Neste trabalho, utilizamos esses coeficientes para investigar padrões na dinâmica dos cruzamentos de zero do sinal do COP.

# Capítulo 2

## Métodos

Neste capítulo descrevemos o experimento que foi realizado para a obtenção do sinal do COP e o pré-processamento desse sinal — que inclui a remoção de tendências lineares e a utilização de um filtro passa-baixa. Além disso, definimos os eventos (cruzamentos de zero), os tempos entre eventos e os índices de flutuação postural baseados nos tempos entre eventos. Para comparação, definimos também outros índices bem conhecidos em posturografia.

### 2.1 Procedimento experimental na obtenção do sinal do COP

A base de dados utilizada neste trabalho foi obtida em um laboratório de biomecânica ligado ao Departamento de Educação Física, na Universidade Estadual de Maringá (Maringá-PR, Brasil). No experimento, 20 adultos jovens (10 homens e 10 mulheres) com idade entre 20 e 28 anos participaram voluntariamente e deram seu consentimento na forma escrita antes de sua participação. Este estudo foi aprovado pelo comitê de ética da Universidade Estadual de Maringá. Durante o experimento, cada pessoa foi instruída a ficar em pé em uma posição ereta (confortável e estável) perto do centro de uma plataforma de força — modelo Biomec 400 v1.1, EMG System Ltda, Brazil. Durante o experimento, cada indivíduo foi instruído a olhar para uma referência visual colocada à sua frente.

As duas coordenadas do centro de pressão (COP-AP e COP-ML) foram obtidas durante ensaios de 60s com uma frequência de amostragem de 100Hz. Cada indivíduo realizou dez ensaios para cada uma das três condições analisadas — (1) bipodal; (2) monopodal direita; e (3) monopodal esquerda. Assim, temos 30 ensaios por indivíduo (600 ensaios ao todo) correspondendo a um tempo total de gravação de 10 horas. A figura 2.1 ilustra o procedimento adotado para um ensaio na posição bipodal.

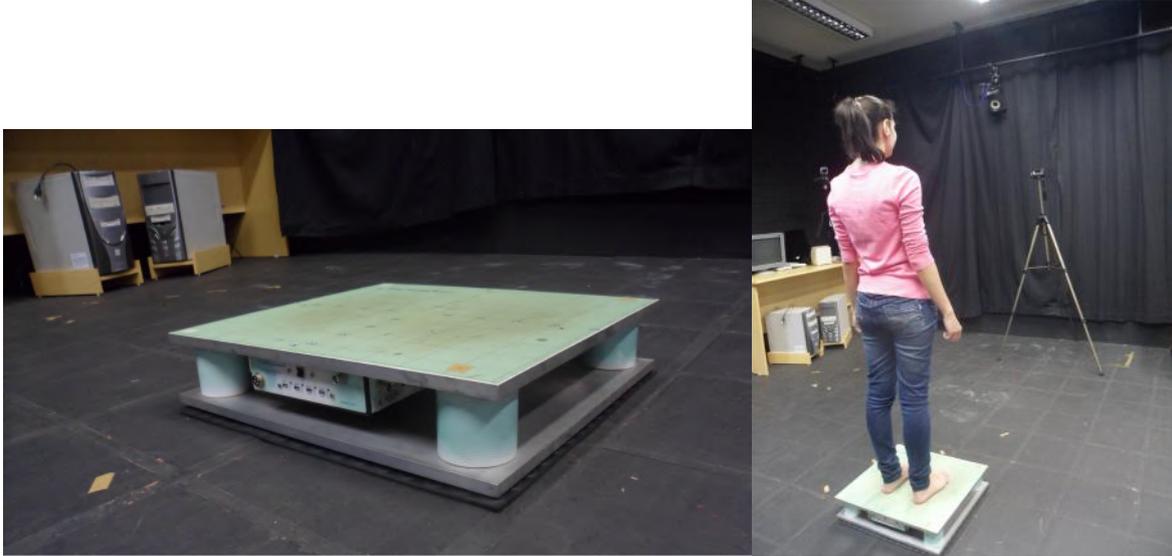


Figura 2.1: a) Plataforma de força utilizada no experimento — modelo Biomec 400 v1.1, EMG System Ltda, Brazil. b) Posição adotada pelos indivíduos para ensaios na condição bipodal. Cada indivíduo permaneceu em pé em uma posição ereta confortável perto do centro da plataforma de força e olhando para uma referência visual colocada à frente.

## 2.2 Cruzamentos de zero

Representamos o sinal original para um dado ensaio de 60s (direção AP ou ML) como  $\{x'_n\}$ , em que  $n = 1, \dots, N$  com  $N = 6000$ . Aqui,  $n$  corresponde a um índice relacionado ao tempo. Primeiramente, removemos tendências lineares em  $\{x'_n\}$ . Para isso, utilizamos uma regressão linear (método dos mínimos quadrados) de  $x'_n$  versus  $n$ , sobre todos os valores de  $n$ . Cada termo do sinal original é subtraído do seu valor correspondente sobre a reta de ajuste. Desse modo a tendência representada pela reta de ajuste é removida do sinal. Em seguida, removemos oscilações de alta frequência no sinal destendenciado por meio de um filtro passa-baixa Butterworth de quarta ordem, com uma frequência de corte  $f_c = 12\text{Hz}$ . O sinal destendenciado e filtrado (normalizado novamente de modo que seu valor médio seja nulo) é representado por  $\{x_n\}$  — com  $\langle x_n \rangle = 0$  por construção.

O próximo passo é definir os eventos que correspondem aos cruzamentos de zero do sinal  $\{x_n\}$ . Para isso definimos a variável  $s_n$  como

$$s_n = \begin{cases} 1, & \text{se } x_n \geq 0 \\ -1, & \text{se } x_n < 0 \end{cases}, \quad (2.1)$$

para  $n = 1, \dots, N$ . A figura 2.2 mostra o sinal original  $\{x'_n\}$ , o sinal pré-processado  $\{x_n\}$  e o sinal  $\{s_n\}$  para ensaios típicos de 60s de um indivíduo representativo.

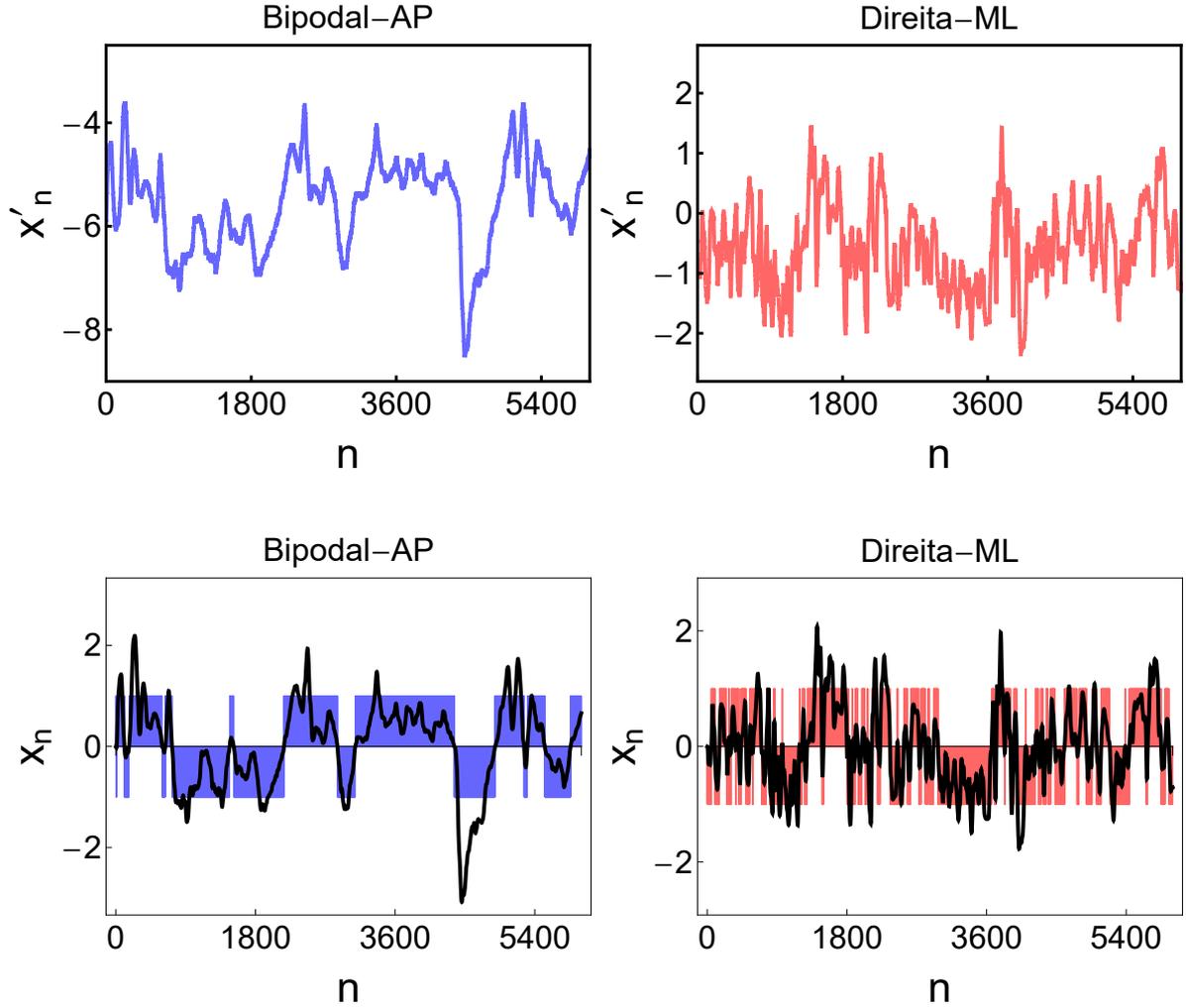


Figura 2.2: Em cima: Sinal original do COP,  $x'_n$  versus  $n$ , para ensaios típicos de 60s (condição-direção: Bipodal-AP e Direita-ML). Em baixo: Versões pré-processadas,  $x_n$  versus  $n$ , dos sinais exibidos acima. As regiões sombreadas correspondem ao processo representado por  $s_n$  versus  $n$  (veja eq. (2.1)).

O sinal binário  $\{z_n\}$ , por sua vez, é representado pela variável

$$z_n = \begin{cases} 1, & \text{se } s_n s_{n-1} < 0 \\ 0, & \text{se } s_n s_{n-1} > 0 \end{cases}, \quad (2.2)$$

para  $n = 2, \dots, N$ . Valores  $z_n = 1$  ocorrem quando há uma mudança de sinal na variável  $s_n$  (entre  $n - 1$  e  $n$ ) e indicam que um cruzamento de zero (um evento) ocorreu no instante definido por  $n$ . O número total de eventos em um ensaio pode ser escrito como  $\sum_{n=1}^{6000} z_n$ .

Os tempos entre eventos são obtidos a partir do processo binário  $\{z_n\}$ . Seja  $\{n_l\}$ , com  $l = 0, 1, \dots, L$ , o conjunto dos instantes em que ocorrem os  $L + 1$  eventos ou cruzamentos de zero —  $n_0$  define o primeiro evento e  $n_L$  define o último. Os tempos

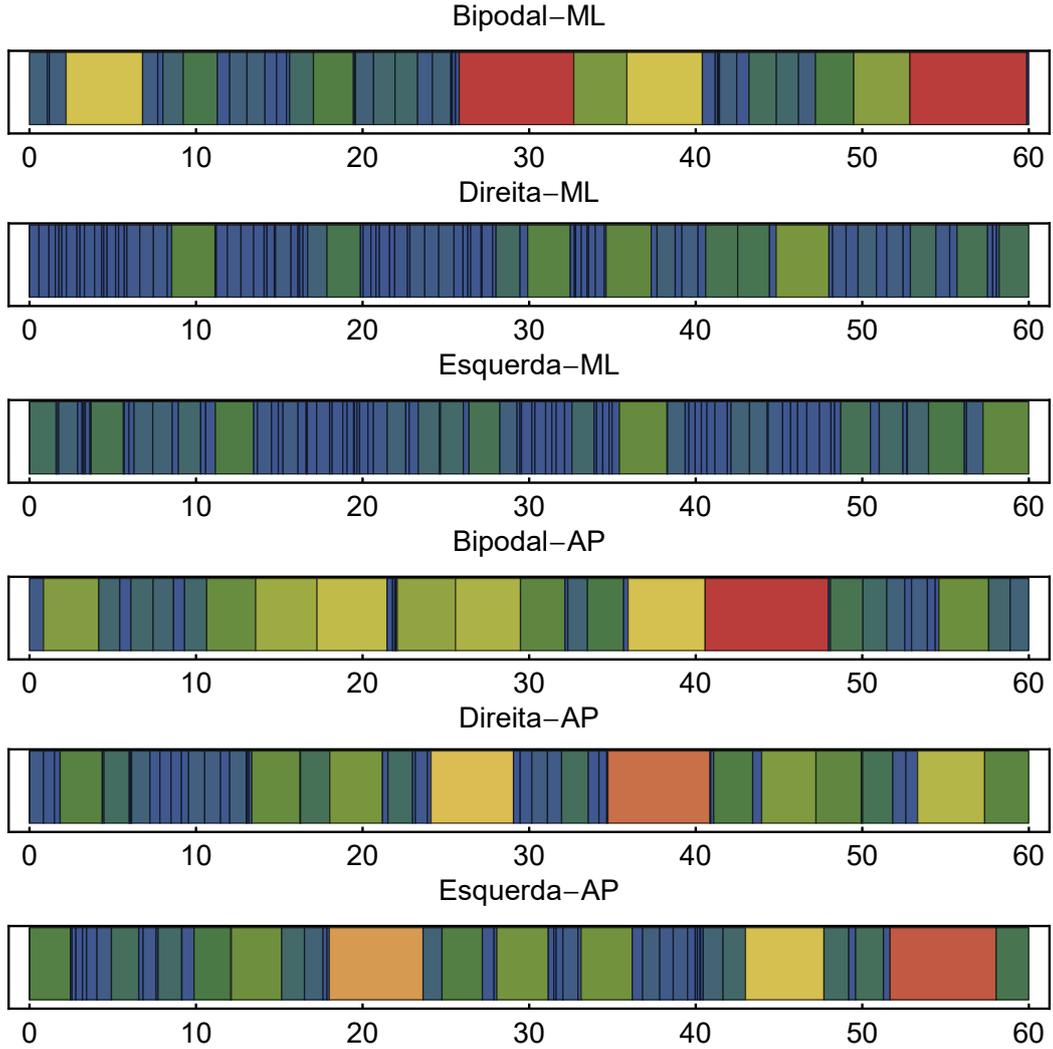


Figura 2.3: Seis seqüências representativas dos tempos entre eventos  $\tau_l$  (em s, codificados por cores) obtidos para ensaios típicos de 60s. Os dados referem-se a diferentes condições e direções — bipodal, unipodal direita e unipodal esquerda (direções AP e ML). Para as seqüências mostradas,  $\tau_l$  varia entre 0.01s (azul) e 7.40s (vermelho). Como desprezamos os efeitos de borda, o primeiro e o último intervalo de tempo de cada seqüência representada na figura são desconsiderados na análise.

entre eventos, que correspondem aos intervalos de tempo entre dois eventos sucessivos, são definidos como

$$\tau_l = (n_l - n_{l-1})\delta, \quad (2.3)$$

para  $l = 1, 2, \dots, L$  e  $\delta = 0.01s$  ( $\delta$  é o inverso da frequência de amostragem, que nesse caso é de 100Hz). Com essa definição desconsideramos os intervalos de tempo associados às regiões  $1 \leq n \leq n_0$  e  $n_L < n < 6000$  (efeitos de borda). A figura 2.3 mostra seqüências de tempos entre cruzamentos de zero  $\{\tau_l\}$  obtidos a partir de ensaios de 60s em diferentes condições e direções.

## 2.3 Índices calculados a partir dos tempos entre cruzamentos de zero

Neste item introduzimos um conjunto de índices que são calculados a partir de  $\{\tau_l\}$ . O primeiro índice é simplesmente o valor médio dos tempos entre eventos,

$$\mu = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \tau_l, \quad (2.4)$$

expresso em segundos. O segundo índice se refere ao coeficiente *burstiness* [39]. O *burstiness* é definido em termos de  $\mu$  como

$$B = \frac{\sigma - \mu}{\sigma + \mu} = \frac{r - 1}{r + 1}, \quad (2.5)$$

em que  $\sigma$  é o desvio padrão de  $\tau_l$  e  $r$  é o coeficiente de variação,  $r = \sigma/\mu$ . Por definição, o coeficiente *burstiness* varia de -1 a 1. Um padrão completamente regular, com  $\sigma = 0$ , leva a  $B = -1$ . Um padrão aleatório, com  $\sigma = \mu$ , leva a  $B = 0$ . Isso ocorre, por exemplo, se os tempos entre eventos são exponencialmente distribuídos. Padrões temporais não homogêneos são caracterizados por  $B > 0$ . O caso limite  $B = 1$  ocorre apenas para casos extremos em que  $\sigma \rightarrow \infty$ . Sendo assim, os casos em que  $B$  é diferente de zero caracterizam desvios do comportamento aleatório.

Uma definição alternativa do coeficiente *burstiness* é dada por [40]

$$B_c = \frac{\sqrt{u+1}r - \sqrt{u-1}}{(\sqrt{u+1}-2)r + \sqrt{u+1}}, \quad (2.6)$$

em que  $u = L + 1$  é o número de eventos (cruzamentos de zero) e  $r$  é o coeficiente de variação de  $\tau_l$ . Essa definição leva em conta efeitos de tamanho finito e é especialmente indicada quando o número de eventos é relativamente pequeno.

Os índices  $\mu$ ,  $B$  e  $B_c$  estão relacionados à distribuição dos tempos entre eventos,  $P(\tau_l)$ . Outra maneira de acessar informações sobre  $P(\tau_l)$  é por meio de momentos de ordem mais alta, como o terceiro e o quarto momento de  $\tau_l$  — relacionados ao coeficiente de assimetria (ou *skewness*) e à curtose. O coeficiente de assimetria é definido como  $\mu_3/\sigma^3$  e a curtose é definida como  $\mu_4/\sigma^4$ , em que  $\mu_3 = (1/L) \sum_{l=1}^L (\tau_l - \mu)^3$  é o momento central de ordem 3 e  $\mu_4 = (1/L) \sum_{l=1}^L (\tau_l - \mu)^4$  é o momento central de ordem 4. O coeficiente de assimetria, como o próprio nome já diz, é uma medida da assimetria da distribuição. Um valor positivo (negativo) indica uma distribuição assimétrica para a direita (esquerda). A curtose, por sua vez, é uma medida do modo como as ‘asas’ da distribuição decaem. Valores relativamente grandes de curtose indi-

cam que as ‘asas’ da distribuição decaem mais lentamente. A distribuição normal ou gaussiana tem coeficiente de assimetria igual a zero e curtose igual a 3. A distribuição exponencial, por outro lado, tem coeficiente de assimetria igual a 3 e curtose igual a 9. Neste trabalho, definimos excesso de *skewness* como

$$\text{Sk} = \frac{\mu_3}{\sigma^3} - 3, \quad (2.7)$$

e excesso de curtose como

$$\text{K} = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 9, \quad (2.8)$$

de modo que  $\text{Sk} = 0$  e  $\text{K} = 0$  para tempos entre eventos exponencialmente distribuídos. Assim, valores de  $\text{Sk} > 0$  ( $\text{Sk} < 0$ ) indicam que a distribuição dos tempos entre eventos é mais (menos) assimétrica que a exponencial. Similarmente, valores de  $\text{K} > 0$  ( $\text{K} < 0$ ) indicam que a distribuição dos tempos entre eventos tem curtose maior (menor) que a curtose da distribuição exponencial. Uma desvantagem dos índices  $\text{Sk}$  e  $\text{K}$  é que eles tendem a ser mais afetados por efeitos de tamanho finito.

Em contraste com os primeiros 5 índices ( $\mu$ ,  $B$ ,  $B_c$ ,  $\text{Sk}$  e  $\text{K}$ ), o sexto índice está relacionado à correlações entre dois tempos entre eventos consecutivos. O coeficiente memória,  $M$ , é definido como [39]

$$M = \frac{1}{L-1} \sum_{l=1}^{L-1} \frac{(\tau_l - \mu_1)(\tau_{l+1} - \mu_2)}{\sigma_1 \sigma_2}, \quad (2.9)$$

em que  $L$  é o número de elementos em  $\{\tau_l\}$ ,  $\mu_1$  ( $\mu_2$ ) e  $\sigma_1$  ( $\sigma_2$ ) são a média e o desvio padrão de  $\tau_l$  exceto para o último (primeiro) termo em  $\{\tau_l\}$ , respectivamente. A memória  $M$  varia de -1 a 1. É uma medida de correlações — uma estimativa da função de correlação  $C(k) = \langle (\tau_l - \mu)(\tau_{l+k} - \mu) \rangle / \sigma^2$ , para  $k = 1$ .  $M > 0$  indica que um tempo  $\tau_l$  curto (longo) tende a ser seguido por um  $\tau_l$  curto (longo), ao passo que  $M < 0$  indica que um tempo  $\tau_l$  curto (longo) tende a ser seguido por um  $\tau_l$  longo (curto).  $M = 0$  indica ausência de correlações entre valores consecutivos de  $\tau_l$ .

A variação local (outra medida de não homogeneidade temporal) foi introduzida originalmente no estudo de picos de atividade em neurônios [46,47]. Diferentemente de medidas relacionadas à distribuição dos tempos entre eventos, a variação local (como o próprio nome já diz) é uma taxa calculada localmente. Por esse motivo, a variação local é indicada para o estudo de processos não estacionários. Para tempos entre eventos exponencialmente distribuídos e não-correlacionados no tempo, a variação local assume valor igual a 1. Para uma sequência de eventos regulares, em que os tempos entre eventos são constantes, a variação local é nula. Neste trabalho, definimos excesso de

variação local como

$$LV = -1 + \frac{1}{L-1} \sum_{l=1}^{L-1} \frac{3(\tau_l - \tau_{l+1})^2}{(\tau_l + \tau_{l+1})^2}, \quad (2.10)$$

de tal modo que  $LV = 0$  para tempos entre eventos exponencialmente distribuídos e não-correlacionados. Por construção,  $LV$  fornece valores -1, 0 e 2 para os casos de comportamento temporal regular, aleatório e extremamente heterogêneo, respectivamente.

Na próxima seção, definimos um conjunto de índices de flutuação postural que têm sido bastante utilizados no estudo do controle postural humano. Desse modo, podemos comparar algumas propriedades estatísticas dos índices baseados nos tempos entre eventos com as propriedades desse índices bem conhecidos.

## 2.4 Outros índices

Para comparação com os resultados obtidos, escolhemos um conjunto de índices de flutuação postural discutidos na ref. [3]. Dentre eles estão a distância máxima (*range*), distância RMS (*root mean square*), velocidade média, frequência média e frequência de cruzamentos de zero.

A distância máxima ou distância pico a pico (em cm) pode ser escrita como

$$Rg = \max(x_n) - \min(x_n), \quad (2.11)$$

em que  $\max(x_n)$  representa o maior valor de  $x_n$  e  $\min(x_n)$  representa o menor valor de  $x_n$  em um dado ensaio. A distância RMS, também dada em cm, é definida como

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2}. \quad (2.12)$$

Como o valor médio de  $x_n$  é nulo por construção, a distância RMS corresponde ao desvio padrão de  $x_n$ . A velocidade média ou valor médio do módulo da velocidade, em cm/s, é dada por

$$MV = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |v_n|, \quad (2.13)$$

em que  $v_n = (x_n - x_{n-1})/\delta$ , com  $\delta = 0.01s$ .

A frequência média é proporcional à razão entre a velocidade média  $MV$  e o valor médio do valor absoluto de  $x_n$ . Ela pode ser definida como

$$MF = \frac{MV}{2\pi MD}, \quad (2.14)$$

em que  $MD = (1/N) \sum_{n=1}^N |x_n|$ . Na ref. [3], esse índice é definido com um fator de proporcionalidade diferente. Com a definição dada pela eq. (2.14), MF representa a frequência de revolução de um ponto que percorre uma trajetória circular de raio igual a MD com velocidade constante MV. Por fim, a taxa média de cruzamentos de zero (ou frequência centróide) é definida como a metade do número médio de eventos (cruzamentos de zero) por segundo,

$$ZCF = \frac{L + 1}{2T}, \quad (2.15)$$

em que  $L + 1$  corresponde ao número total de eventos e  $T = 60s$  é o tempo total do ensaio. Ambos, MF e ZCF são dados em Hz.

Além desse conjunto de índices tradicionais, escolhemos também dois índices obtidos por meio da análise da evolução temporal do COP como um processo estocástico correlacionado. Esses índices se referem aos expoentes de Hurst associados ao processo e são calculados por meio de uma análise de flutuações [7]. A definição da função de flutuação  $F(s)$  (para uma janela de tempo de tamanho  $s$ ) e um roteiro do procedimento utilizado para o cálculo dos expoentes de Hurst é apresentado no apêndice (A). Tipicamente, dois expoentes de Hurst são calculados para o sinal — um para tempos curtos ( $H_s$ ) e um para tempos longos ( $H_l$ ). Esses expoentes são obtidos a partir das seguintes relações:

$$F(s) \propto s^{H_s} \quad (2.16)$$

para janelas de tempo  $s$  entre 0.1s e 0.3s e

$$F(s) \propto s^{H_l} \quad (2.17)$$

para janelas de tempo  $s$  entre 2.0s e 6.0s. Expoentes de Hurst dão informações sobre correlações temporais no processo.  $H > 0.5$  indica um comportamento persistente,  $H < 0.5$  indica um comportamento anti-persistente e  $H = 0.5$  indica ausência de correlações de longo alcance.

Na tabela (2.1) apresentamos uma lista dos 14 índices que são utilizados nesse trabalho para caracterizar as flutuações posturais.

Tabela 2.1: Lista dos índices utilizados neste trabalho para caracterizar flutuações posturais. Os índices 1-7 são calculados a partir dos tempos entre cruzamentos de zero  $\{\tau_l\}$ . Os índices 8-12 são valores médios calculados diretamente do sinal  $\{x_n\}$ . Por fim, os índices 13-14 são obtidos por meio de uma análise de flutuações nos incrementos do sinal  $\{x_n\}$ .

Número	Símbolo	Descrição	Unidade
1	$\mu$	valor médio	s
2	B	coeficiente <i>burstiness</i>	
3	$B_c$	coeficiente <i>burstiness</i> corrigido	
4	Sk	excesso de <i>skewness</i>	
5	K	excesso de curtose	
6	M	coeficiente memória	
7	LV	excesso de variação local	
8	Rg	distância pico a pico	cm
9	RMS	distância RMS ( <i>root mean square</i> )	cm
10	MV	velocidade média	cm/s
11	MF	frequência média	Hz
12	ZCF	taxa média de eventos	Hz
13	$H_s$	expoente de Hurst para tempos curtos	
14	$H_l$	expoente de Hurst para tempos longos	

# Capítulo 3

## Análise dos dados e resultados

Neste capítulo, descrevemos os principais resultados obtidos por meio da análise do sinal do COP a partir dos índices de flutuação postural definidos nesse trabalho. Primeiramente investigamos as correlações intraclasse e as correlações entre pares de índices. Após isso, destacamos o uso dos índices 2-7 para comparar padrões nos cruzamentos de zero do sinal em diferentes condições experimentais — bipodal e unipodal. Comparamos os resultados empíricos com simulações de um modelo nulo que assume homogeneidade temporal para os eventos (cruzamentos de zero). Esse procedimento permite avaliar desvios do comportamento temporal homogêneo e efeitos de tamanho finito nos dados.

No capítulo anterior, definimos os 14 índices que são utilizados neste trabalho. Por simplicidade, não especificamos na notação desses índices o indivíduo e o ensaio a partir do qual o índice é calculado. No entanto, algumas análises exigem uma notação mais completa. Nessa direção, considere que  $Z_{sj}$  representa o índice  $Z$  (um dos 14 índices já definidos) calculado para o indivíduo  $s$  ( $s = 1, 2, \dots, 20$ ) no ensaio  $j$  ( $j = 1, 2, \dots, 10$ ). Nesta notação,  $\langle Z \rangle_s$  representa o valor médio do índice  $Z$  calculado para o indivíduo  $s$  (média sobre os 10 ensaios) e  $\langle Z \rangle$  representa o valor médio global calculado sobre todos os ensaios de todos os indivíduos.

### 3.1 Análise de correlações

Iniciamos a análise dos dados estimando a correlação intraclasse para cada um dos índices [50–54] e as correlações entre pares para todas as combinações de pares de índices [5, 55, 56].

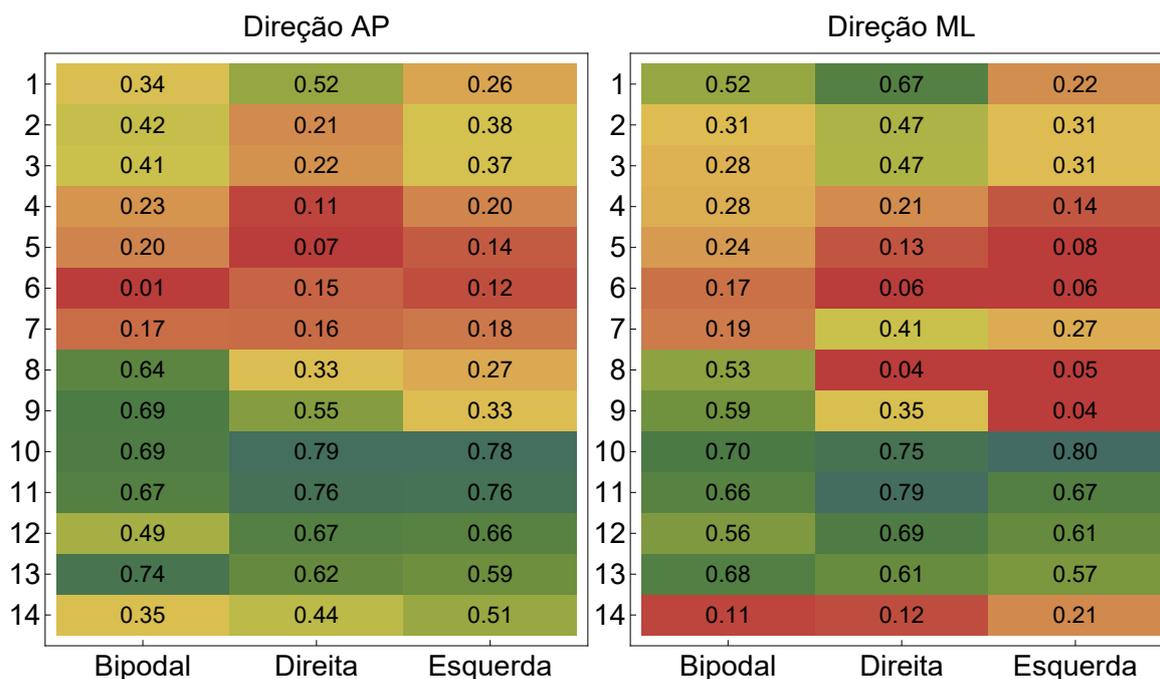


Figura 3.1: Coeficiente de correlação intraclasse,  $ICC_{2,1}$ , dos índices 1-14 — condições bipodal, unipodal direita e unipodal esquerda (AP e ML). As cores variam de vermelho ( $ICC_{2,1} = 0$ ) a azul ( $ICC_{2,1} = 1$ ).

### 3.1.1 Correlações intraclasse

Para estimar as correlações intraclasse dos índices 1-14 (direções AP e ML), utilizamos o coeficiente de correlação intraclasse  $ICC_{2,1}$  [54]. Este coeficiente permite comparar a variabilidade dos índices em diferentes ensaios do mesmo indivíduo com a variabilidade entre indivíduos. O  $ICC_{2,1}$  é um número que usualmente varia entre 0 e 1. Consiste basicamente de uma razão de variâncias — a variância de interesse dividida pela variância total, em que, a variância total se refere à variância de interesse mais a variância indesejada. Se a variância indesejada é menor que a variância de interesse,  $ICC_{2,1} > 0.5$ . Entretanto, o valor de  $ICC_{2,1}$  considerado suficiente para um dado método experimental depende da natureza do sistema em estudo [54]. No apêndice (B) fornecemos mais detalhes sobre o cálculo do coeficiente  $ICC_{2,1}$ .

Na figura 3.1, apresentamos os valores calculados de  $ICC_{2,1}$  para os índices 1-14 em diferentes cenários — condições bipodal, unipodal direita e unipodal esquerda (direções AP e ML). Os índices 10 (velocidade média, MV) e 11 (frequência média, MF) apresentaram os maiores valores de  $ICC_{2,1}$ . De modo geral, para os índices 1-7, obtivemos  $ICC_{2,1}$  nos intervalos (0.01, 0.52) para a direção AP e (0.06, 0.67) para a direção ML. Para os índices 8-12, encontramos valores de  $ICC_{2,1}$  nos intervalos (0.27, 0.79) para a direção AP e (0.04, 0.80) para a direção ML. Para os índices 13-14 obtivemos  $ICC_{2,1}$  nos intervalos (0.35, 0.74) para a direção AP e (0.11, 0.68) para a

direção ML.

### 3.1.2 Correlações entre pares de índices

A seguir estimamos as correlações entre pares de índices. Índices fortemente correlacionados ou fortemente anti-correlacionados podem conter informações parecidas. Por outro lado, índices fracamente correlacionados são candidatos a conter informações complementares sobre o sistema em estudo. Por esse motivo, ao se escolher um conjunto de índices para caracterizar as flutuações posturais, costuma-se dar preferência a um conjunto em que os índices são fracamente correlacionados [3].

Podemos estimar esse tipo de correlação, por exemplo, utilizando o coeficiente de correlação de Pearson,  $r_p$ , ou o coeficiente de correlação de Spearman,  $\rho$  [55, 56]. O coeficiente  $\rho$ , baseado em uma organização das variáveis em postos ou *ranks*, é uma versão não-paramétrica do coeficiente de correlação de Pearson. O coeficiente  $r_p$  estima a intensidade e a direção de uma relação linear entre duas variáveis e o coeficiente  $\rho$  estima a intensidade e a direção de uma relação monotônica entre essas variáveis. Uma relação monotônica é menos restritiva que uma relação linear. Se a relação entre duas variáveis é aproximadamente linear,  $\rho$  e  $r_p$  fornecem valores próximos entre si.

No cálculo de  $\rho$  utilizamos o valor médio de cada par de índices, calculados sobre todos os ensaios de cada indivíduo. Por exemplo, para uma comparação de um índice Z com um índice W, utilizamos  $\langle Z \rangle_s$  e  $\langle W \rangle_s$ . Fornecemos mais detalhes sobre o cálculo de  $\rho$  no o apêndice (C).

Nas figuras 3.2-3.4 apresentamos os coeficientes  $\rho$  calculados para todas as combinações possíveis dos índices 1-14 em diferentes cenários — condições bipodal, unipodal direita e unipodal esquerda (direções AP e ML). Os resultados indicam que alguns conjuntos de índices são fortemente correlacionados. Exemplos incluem os índices 2 e 3 (B e B<sub>c</sub>) com  $\rho \geq 0.96$ , os índices 4 e 5 (Sk e K) com  $\rho \geq 0.96$  e os índices 11 e 12 (MF e ZCF) com  $\rho \geq 0.91$ . Outros índices são fortemente anti-correlacionados. Exemplos incluem os índices 1 e 11 ( $\mu$  e MF) com  $|\rho| \geq 0.80$  e os índices 1 e 12 ( $\mu$  e ZCF) com  $|\rho| \geq 0.88$ . Quando comparamos os índices 2-7 com os índices 8-14 é possível notar que os valores de  $\rho$  são tipicamente pequenos ou moderados. Em particular, na condição bipodal (direções AP e ML), identificamos anti-correlações de intensidade moderada ( $|\rho| > 0.6$ ) entre o índice 13 e os índices 2-5 e correlações de intensidade moderada ( $\rho > 0.5$ ) entre o índice 14 e os índices 2, 3 e 7.

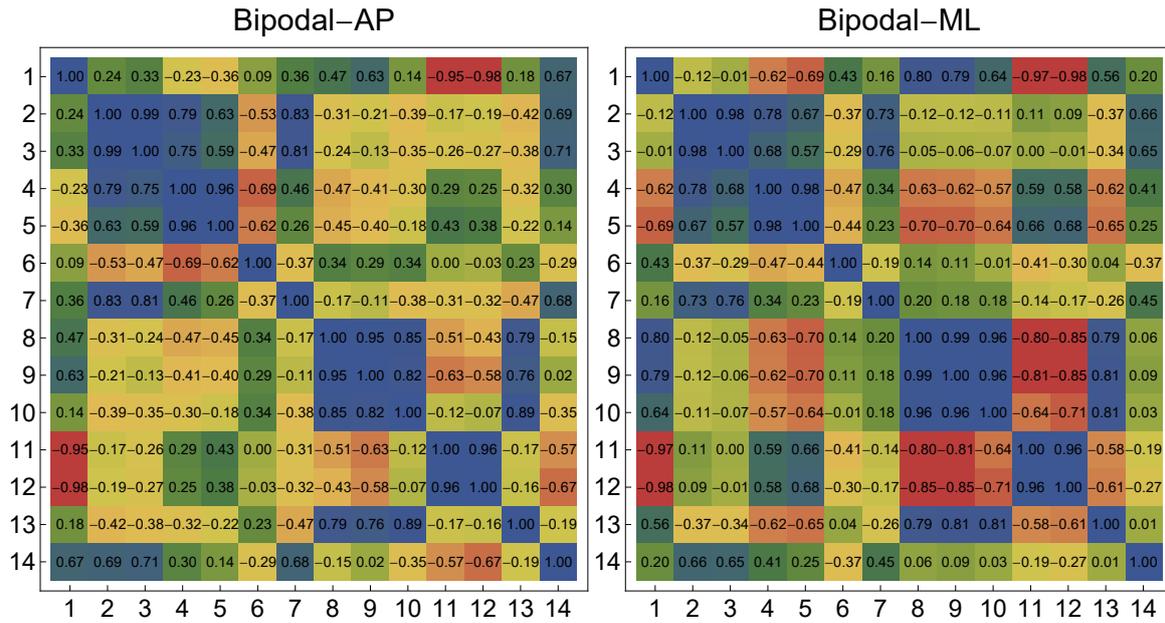


Figura 3.2: Coeficiente de correlação de Spearman,  $\rho$ , para todas as combinações de pares dos índices 1-14 — condição bipodal (AP e ML). As cores variam entre vermelho ( $\rho = -1$ ) e azul ( $\rho = 1$ ).

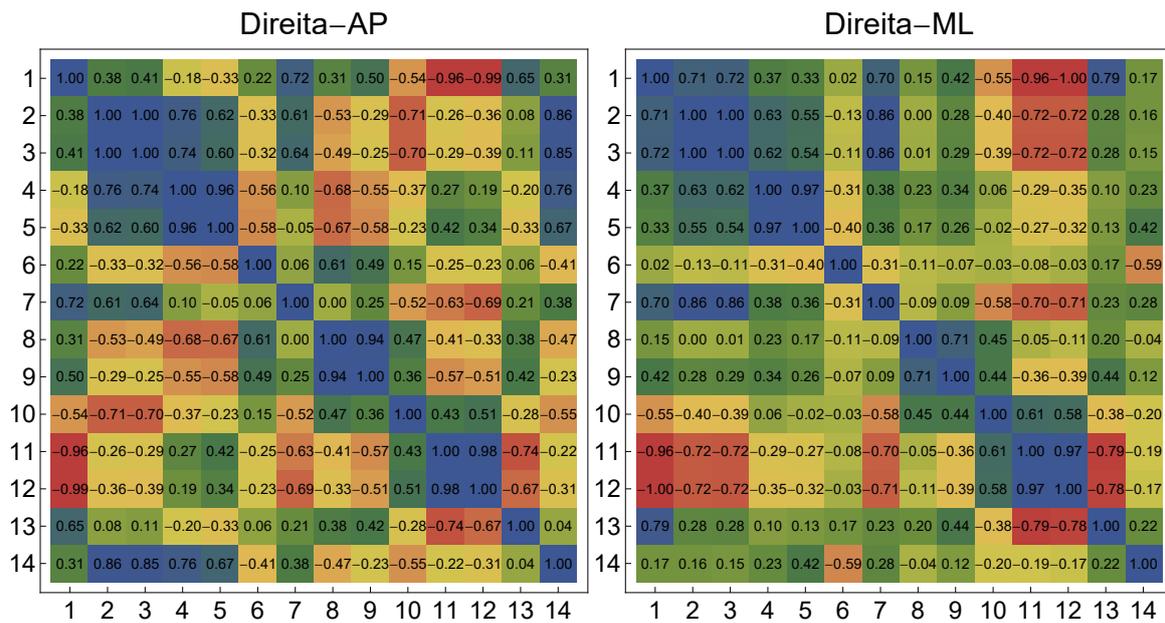


Figura 3.3: Coeficiente de correlação de Spearman,  $\rho$ , para todas as combinações de pares dos índices 1-14 — condição unipodal direita (AP e ML). As cores variam entre vermelho ( $\rho = -1$ ) e azul ( $\rho = 1$ ).

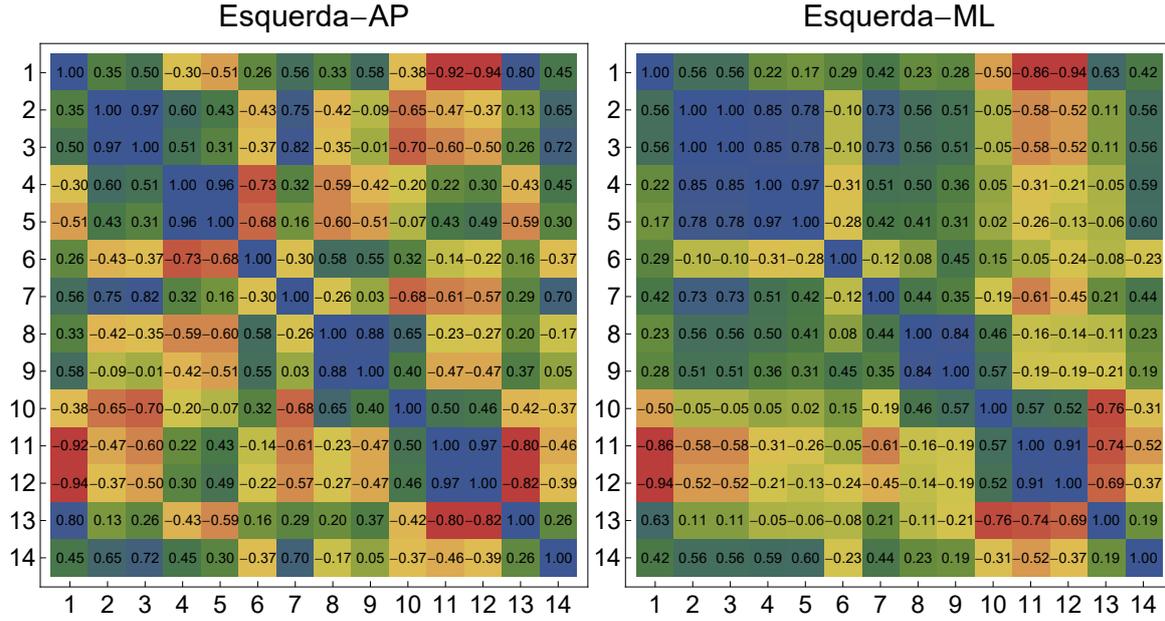


Figura 3.4: Coeficiente de correlação de Spearman,  $\rho$ , para todas as combinações de pares dos índices 1-14 — condição unipodal esquerda (AP e ML). As cores variam entre vermelho ( $\rho = -1$ ) e azul ( $\rho = 1$ ).

## 3.2 Identificação de padrões nos cruzamentos de zero

Na sequência, aplicamos os índices 2-7 no estudo de padrões nos cruzamentos de zero do sinal do COP. Discutimos o papel dos efeitos de tamanho finito e utilizamos um modelo nulo que assume que os cruzamentos de zero apresentam homogeneidade temporal. Por fim, comparamos os valores médios desses índices para diferentes condições experimentais e direções.

### 3.2.1 Efeitos de tamanho finito e modelo nulo

Por construção, assumindo que o número de eventos é suficientemente grande, os índices 2-7 são iguais a zero para o caso em que os tempos entre cruzamentos de zero não apresentam correlações temporais e são distribuídos exponencialmente. Entretanto, sequências em que o número de eventos é relativamente pequeno para uma dada janela de observação (ou quando a janela de observação é comparável aos valores dos tempos entre eventos) são vulneráveis a efeitos de tamanho finito. Nesse caso, mesmo que os eventos sejam gerados por um modelo em que os tempos entre eventos são não-correlacionados e exponencialmente distribuídos, a distribuição dos tempos entre eventos observada desvia do comportamento exponencial [74].

Na base de dados utilizada, a janela de observação é de 60s (o tempo total de cada

ensaio) e o número médio de eventos por ensaio para a condição bipodal é 51 para a direção AP e 86 para a direção ML. Para a condição unipodal (direita e esquerda), o número médio de eventos por ensaio é 79 para a direção AP e 118 para a direção ML. Para investigar efeitos de tamanho finito, comparamos os valores médios empíricos dos índices 2-7 com os valores médios obtidos a partir de um modelo nulo que assume homogeneidade temporal entre os eventos. A seguir descrevemos o modelo nulo que utilizamos nessa comparação.

Como apresentado no capítulo anterior, os cruzamentos de zero do sinal empírico  $\{x_n\}$  são representados pelos valores não nulos (estado “1”) no processo binário  $\{z_n\}$ , com  $n = 1, 2, \dots, 6000$ . Para um dado ensaio de 60s, o número total de eventos é dado por  $\sum_{n=1}^{6000} z_n$ . O modelo nulo associado ao sinal binário empírico  $\{z_n\}$  consiste em um processo de Bernoulli  $\{\hat{z}_n\}$ , com  $n = 1, 2, \dots, 6000$  e probabilidade  $p$ . A probabilidade  $p$  é estimada a partir dos dados para cada ensaio como  $p = \frac{1}{6000} \sum_{n=1}^{6000} z_n$ . Com essa escolha, o número total de eventos em cada realização do processo  $\{\hat{z}_n\}$  flutua em torno do número de eventos do respectivo dado empírico  $\{z_n\}$ . Para cada um dos 200 ensaios em uma dada condição-direção obtemos um valor de  $p$  que depende do número de eventos observados em cada ensaio. A partir desses valores empíricos de  $p$  são geradas 200 sequências  $\{\hat{z}_n\}$ . Repetimos esse procedimento 100 vezes (100 realizações do modelo nulo) para cada condição-direção.

Em um processo de Bernoulli, os eventos ocorrem de forma totalmente aleatória, sem qualquer vestígio de correlações temporais. No limite  $p \rightarrow 0$  o processo de Bernoulli tende para um processo de Poisson homogêneo em que os tempos entre eventos são não-correlacionados e exponencialmente distribuídos. Visto que o parâmetro  $p$  estimado dos dados empíricos é tipicamente  $\ll 1$ , o modelo está próximo do limite de um processo de Poisson homogêneo. De fato, verificamos que os resultados desse modelo nulo são muito próximos aos resultados obtidos usando-se um processo de Poisson homogêneo.

Na tabela 3.1, apresentamos os valores médios dos índices 2-7, calculados a partir dos dados empíricos para todos os cenários — bipodal, unipodal direita e unipodal esquerda (AP e ML). Além disso, apresentamos os valores típicos obtidos a partir do modelo nulo baseado no processo de Bernoulli. Para verificar se as diferenças entre os valores médios empíricos e os valores médios obtidos a partir do modelo nulo são estatisticamente significativas utilizamos o teste dos postos sinalizados de Wilcoxon [80, 81] (com nível de significância de 0.05). Apresentamos mais detalhes sobre o teste dos postos sinalizados de Wilcoxon no apêndice (D). Mais especificamente, para cada índice, calculamos a porcentagem de realizações do modelo que diferem significativamente do resultado empírico correspondente. Como exposto na tabela 3.1, a porcentagem de realizações do modelo que diferem do resultado empírico é

tipicamente alta. Exceções incluem o índice 6 (M, bipodal-ML) e os índices 2 e 3 (B e B<sub>c</sub>, unipodal direita-ML). Nos casos em que a porcentagem é alta, as diferenças entre os dados empíricos e o modelo nulo são significativas e isso sugere a presença de padrões temporais não homogêneos na sequência de cruzamentos de zero do sinal do COP.

### 3.2.2 Comparação entre as condições bipodal e unipodal

O número de cruzamentos de zero em um ensaio típico na condição bipodal é diferente do número de cruzamentos de zero em um ensaio típico na condição unipodal. Essa diferença pode levar a distorções devido a efeitos de tamanho finito quando utilizamos os índices 2-7 para comparar padrões nas condições bipodal e unipodal. Por essa razão, empregamos um procedimento para ajustar o tamanho da janela de observação de modo a tornar igual o número de cruzamentos de zero em ensaios realizados em condições distintas. A seguir descrevemos esse procedimento.

Para cada ensaio  $k$  ( $k = 1, \dots, 200$ ), em uma dada condição-direção, calculamos o número de tempos entre eventos —  $L_k^{bip}$  para a condição bipodal, e  $L_k^{dir}$  e  $L_k^{esq}$  para as condições unipodal direita e unipodal esquerda, respectivamente. Seja  $L_k^{min}$  o valor mínimo do conjunto  $\{L_k^{bip}, L_k^{dir}, L_k^{esq}\}$ . Mantemos a menor sequência de tempos entre eventos (com  $L_k^{min}$  elementos) inalterada e utilizamos subconjuntos de tamanho  $L_k^{min}$  obtidos a partir das outras duas sequências. Esse procedimento é equivalente a ajustar a janela de observação de alguns ensaios para valores menores que 60s de tal forma que o número de cruzamentos de zero seja igual para as três condições experimentais para um dado  $k$ .

Com esse ajuste no número de tempos entre eventos para diferentes condições experimentais, calculamos novamente os valores médios dos índices 1-7 para todos os cenários. Os dados podem ser vistos na tabela 3.2 e nas figuras 3.5-3.8 juntamente com os valores médios dos índices 8-14. Os valores médios calculados sobre os ensaios de cada indivíduo são comparados para diferentes condições experimentais usando o teste de postos sinalizados de Wilcoxon, com nível de significância de 0.025. Diferenças significativas entre as condições bipodal e unipodal estão indicadas na tabela 3.2. Tipicamente, para os índices 1-14, diferenças entre as condições unipodal direita e unipodal esquerda não são significativas independentemente da direção (AP ou ML).

Nas figuras 3.9 e 3.10 destacamos os índices baseados nos tempos entre eventos que capturam diferenças significativas entre as condições bipodal e unipodal (direita e esquerda). Para comparação, incluímos também os resultados obtidos a partir de simulações do modelo nulo baseado no processo de Bernoulli.

Tabela 3.1: Valor médio dos índices 2-7 (calculados sobre 200 ensaios) para as condições bipodal, unipodal direita e unipodal esquerda (direções AP e ML). Para comparação, os valores correspondentemente obtidos por meio de simulações do modelo nulo (processo de Bernoulli) são mostrados ao lado (valor típico obtido a partir de 100 realizações do modelo). As margens de erro correspondem a intervalos de confiança de 95%, calculados a partir do valor médio dos índices sobre os ensaios de cada indivíduo. A coluna % corresponde à porcentagem de realizações do modelo que difere significativamente dos dados empíricos, de acordo com o teste de postos sinalizados de Wilcoxon com nível de significância de 0.05 ( $p < 0.05$ ).

	<b>Bipodal-AP</b>	<b>Modelo Nulo</b>	<b>%</b>	<b>Bipodal-ML</b>	<b>Modelo Nulo</b>	<b>%</b>
$\langle B \rangle$	$0.22 \pm 0.04$	$-0.02 \pm 0.01$	100	$0.26 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	100
$\langle B_c \rangle$	$0.28 \pm 0.05$	$-0.01 \pm 0.01$	100	$0.32 \pm 0.04$	$-0.01 \pm 0.01$	100
$\langle Sk \rangle$	$0.59 \pm 0.27$	$-0.40 \pm 0.10$	100	$1.33 \pm 0.40$	$-0.29 \pm 0.10$	100
$\langle K \rangle$	$-2.04 \pm 1.82$	$-3.06 \pm 0.55$	100	$9.20 \pm 3.60$	$-2.28 \pm 0.60$	100
$\langle M \rangle$	$0.04 \pm 0.03$	$-0.02 \pm 0.02$	100	$0.01 \pm 0.03$	$-0.02 \pm 0.02$	3
$\langle LV \rangle$	$0.24 \pm 0.05$	$-0.02 \pm 0.02$	100	$0.28 \pm 0.04$	$-0.03 \pm 0.02$	100
	<b>Direita-AP</b>	<b>Modelo Nulo</b>	<b>%</b>	<b>Direita-ML</b>	<b>Modelo Nulo</b>	<b>%</b>
$\langle B \rangle$	$0.17 \pm 0.02$	$-0.01 \pm 0.01$	100	$0.01 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	1
$\langle B_c \rangle$	$0.21 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	100	$0.02 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	1
$\langle Sk \rangle$	$0.93 \pm 0.22$	$-0.26 \pm 0.09$	100	$0.23 \pm 0.21$	$-0.18 \pm 0.08$	100
$\langle K \rangle$	$5.05 \pm 1.72$	$-2.19 \pm 0.55$	100	$1.12 \pm 1.45$	$-1.67 \pm 0.55$	100
$\langle M \rangle$	$-0.06 \pm 0.02$	$-0.01 \pm 0.02$	100	$-0.04 \pm 0.02$	$-0.01 \pm 0.01$	79
$\langle LV \rangle$	$0.12 \pm 0.03$	$-0.03 \pm 0.02$	100	$-0.12 \pm 0.05$	$-0.04 \pm 0.01$	100
	<b>Esquerda-AP</b>	<b>Modelo Nulo</b>	<b>%</b>	<b>Esquerda-ML</b>	<b>Modelo Nulo</b>	<b>%</b>
$\langle B \rangle$	$0.18 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	100	$0.03 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	100
$\langle B_c \rangle$	$0.22 \pm 0.04$	$-0.01 \pm 0.01$	100	$0.04 \pm 0.03$	$-0.01 \pm 0.01$	100
$\langle Sk \rangle$	$0.90 \pm 0.24$	$-0.29 \pm 0.09$	100	$0.32 \pm 0.20$	$-0.20 \pm 0.08$	100
$\langle K \rangle$	$4.61 \pm 1.79$	$-2.36 \pm 0.57$	100	$1.75 \pm 1.46$	$-1.67 \pm 0.56$	100
$\langle M \rangle$	$-0.06 \pm 0.02$	$-0.02 \pm 0.02$	93	$-0.05 \pm 0.02$	$-0.01 \pm 0.01$	99
$\langle LV \rangle$	$0.15 \pm 0.04$	$-0.02 \pm 0.02$	100	$-0.08 \pm 0.03$	$-0.04 \pm 0.01$	52

Tabela 3.2: Valor médio dos índices 1-14, para as condições bipodal, direita e esquerda (direções AP e ML), calculados após ajustes no número de tempos entre eventos para minimizar distorções devido a efeitos de tamanho finito. Os intervalos de confiança são de 95%. O símbolo “\*” (“o”) indica que as diferenças entre as condições bipodal e unipodal (direita e (ou) esquerda) são estatisticamente significativas. O nível de significância é de 0.025.

	<b>Bipodal-AP</b>	<b>Direita-AP</b>	<b>Esquerda-AP</b>
$\langle\mu\rangle^*$	$1.26 \pm 0.18$	$0.78 \pm 0.09$	$0.88 \pm 0.11$
$\langle B\rangle^*$	$0.22 \pm 0.04$	$0.15 \pm 0.02$	$0.17 \pm 0.03$
$\langle B_c\rangle^*$	$0.29 \pm 0.05$	$0.21 \pm 0.03$	$0.23 \pm 0.04$
$\langle Sk\rangle$	$0.59 \pm 0.26$	$0.53 \pm 0.16$	$0.63 \pm 0.20$
$\langle K\rangle$	$2.01 \pm 1.77$	$1.73 \pm 1.12$	$2.21 \pm 1.29$
$\langle M\rangle^*$	$0.04 \pm 0.02$	$-0.08 \pm 0.03$	$-0.07 \pm 0.03$
$\langle LV\rangle^o$	$0.25 \pm 0.05$	$0.14 \pm 0.04$	$0.17 \pm 0.05$
$\langle Rg\rangle^*$	$2.84 \pm 0.63$	$4.32 \pm 0.47$	$4.59 \pm 0.57$
$\langle RMS\rangle^*$	$0.48 \pm 0.10$	$0.69 \pm 0.06$	$0.74 \pm 0.08$
$\langle MV\rangle^*$	$0.93 \pm 0.11$	$2.36 \pm 0.24$	$2.36 \pm 0.26$
$\langle MF\rangle^*$	$0.45 \pm 0.05$	$0.71 \pm 0.08$	$0.68 \pm 0.09$
$\langle ZCF\rangle^*$	$0.43 \pm 0.05$	$0.69 \pm 0.08$	$0.65 \pm 0.09$
$\langle H_s\rangle^*$	$0.77 \pm 0.03$	$0.66 \pm 0.02$	$0.66 \pm 0.03$
$\langle H_L\rangle$	$0.18 \pm 0.05$	$0.18 \pm 0.04$	$0.20 \pm 0.05$
	<b>Bipodal-ML</b>	<b>Direita-ML</b>	<b>Esquerda-ML</b>
$\langle\mu\rangle^*$	$0.84 \pm 0.19$	$0.54 \pm 0.05$	$0.56 \pm 0.05$
$\langle B\rangle^*$	$0.26 \pm 0.03$	$0.00 \pm 0.03$	$0.03 \pm 0.03$
$\langle B_c\rangle^*$	$0.32 \pm 0.04$	$0.01 \pm 0.03$	$0.04 \pm 0.03$
$\langle Sk\rangle^*$	$1.30 \pm 0.39$	$0.01 \pm 0.18$	$0.14 \pm 0.16$
$\langle K\rangle^*$	$8.76 \pm 3.50$	$-0.60 \pm 1.04$	$0.18 \pm 1.11$
$\langle M\rangle^*$	$0.00 \pm 0.03$	$-0.05 \pm 0.02$	$-0.05 \pm 0.02$
$\langle LV\rangle^*$	$0.28 \pm 0.04$	$-0.12 \pm 0.05$	$-0.06 \pm 0.04$
$\langle Rg\rangle^*$	$2.16 \pm 0.73$	$3.42 \pm 0.18$	$3.55 \pm 0.30$
$\langle RMS\rangle^*$	$0.33 \pm 0.12$	$0.57 \pm 0.03$	$0.61 \pm 0.04$
$\langle MV\rangle^*$	$0.84 \pm 0.11$	$2.71 \pm 0.23$	$2.77 \pm 0.25$
$\langle MF\rangle^*$	$0.73 \pm 0.13$	$0.96 \pm 0.08$	$0.93 \pm 0.07$
$\langle ZCF\rangle^*$	$0.73 \pm 0.14$	$1.00 \pm 0.09$	$0.98 \pm 0.08$
$\langle H_s\rangle^*$	$0.71 \pm 0.04$	$0.61 \pm 0.02$	$0.61 \pm 0.02$
$\langle H_L\rangle^*$	$0.15 \pm 0.03$	$0.06 \pm 0.02$	$0.07 \pm 0.02$

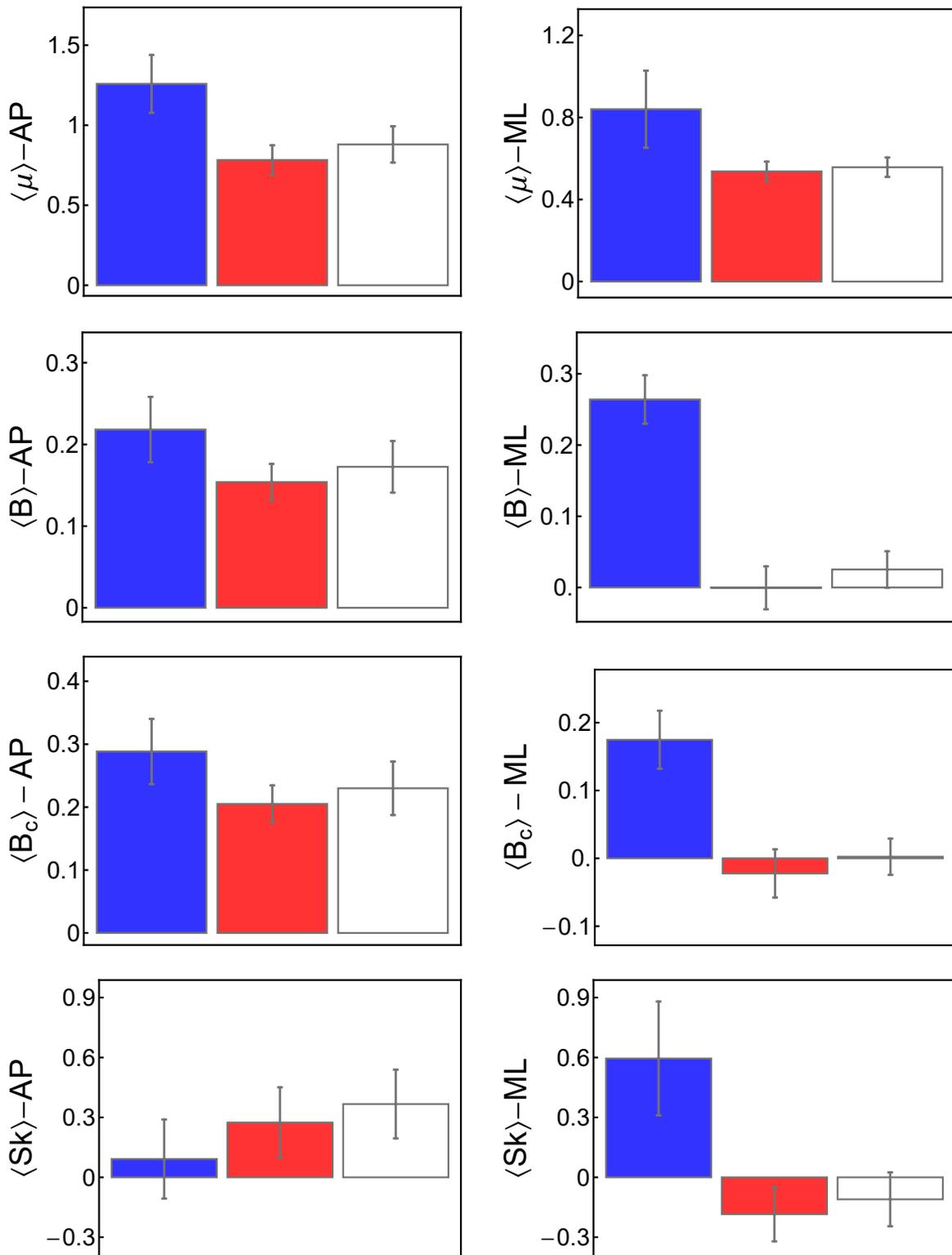


Figura 3.5: Índices 1-4.  $\langle \mu \rangle$ ,  $\langle B \rangle$ ,  $\langle B_c \rangle$  e  $\langle Sk \rangle$  calculados para as condições bipodal (azul), unipodal direita (vermelho) e unipodal esquerda (branco), com intervalos de confiança de 95%.

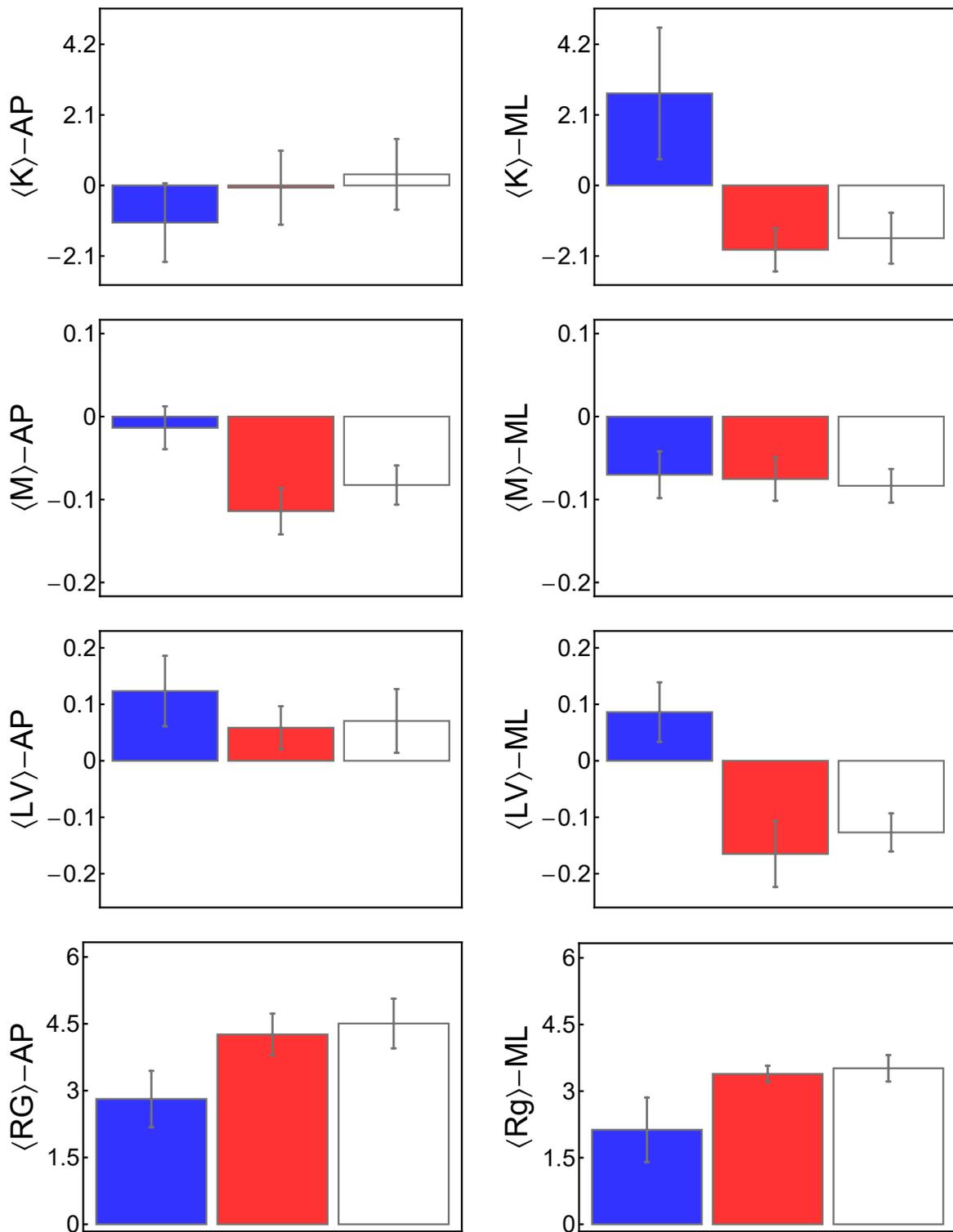


Figura 3.6: Índices 5-8.  $\langle K \rangle$ ,  $\langle M \rangle$ ,  $\langle LV \rangle$  e  $\langle Rg \rangle$  calculados para as condições bipodal (azul), unipodal direita (vermelho) e unipodal esquerda (branco), com intervalos de confiança de 95%.

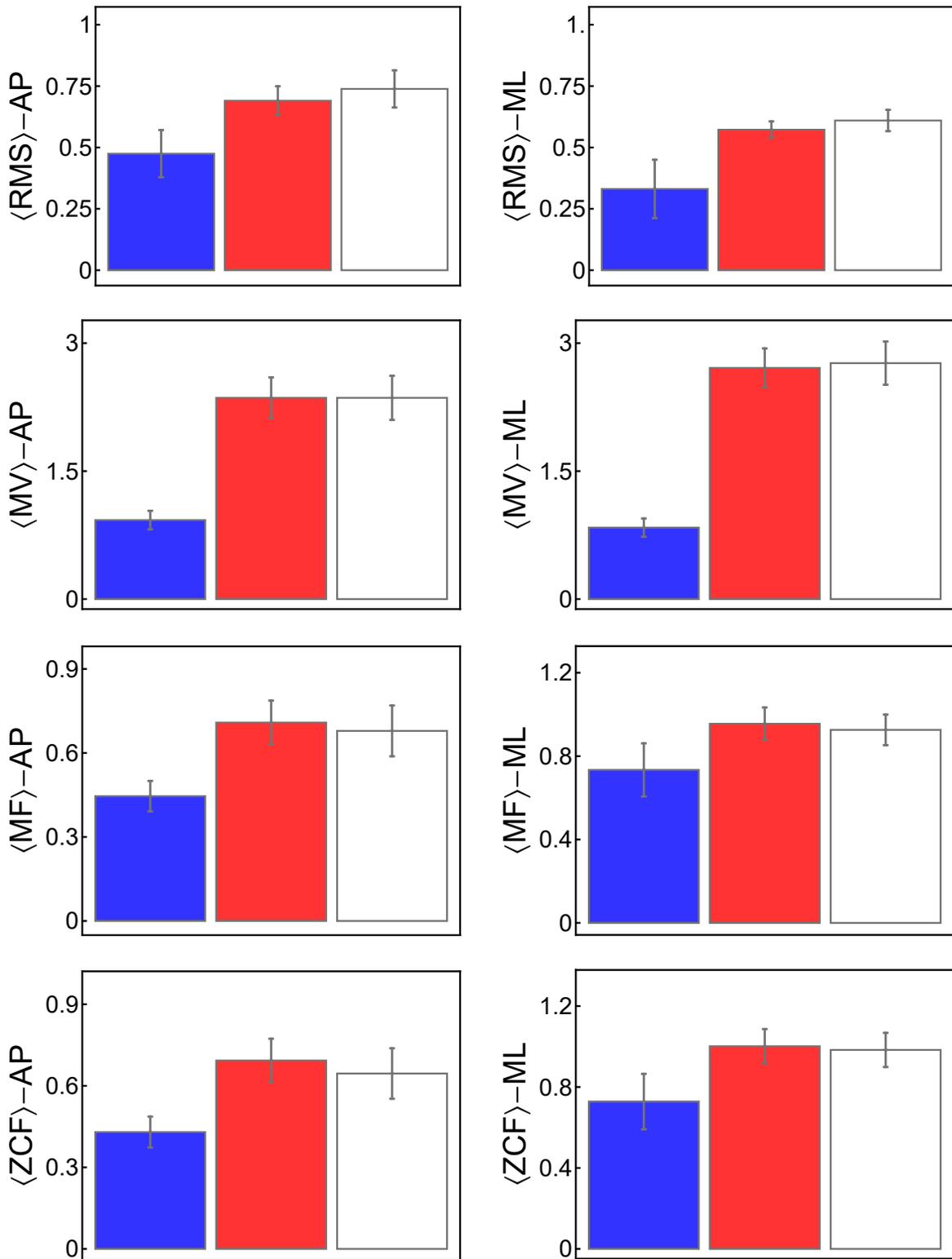


Figura 3.7: Índices 9-12.  $\langle \text{RMS} \rangle$ ,  $\langle \text{MV} \rangle$ ,  $\langle \text{MF} \rangle$  e  $\langle \text{ZCF} \rangle$  calculados para as condições bipodal (azul), unipodal direita (vermelho) e unipodal esquerda (branco), com intervalos de confiança de 95%.

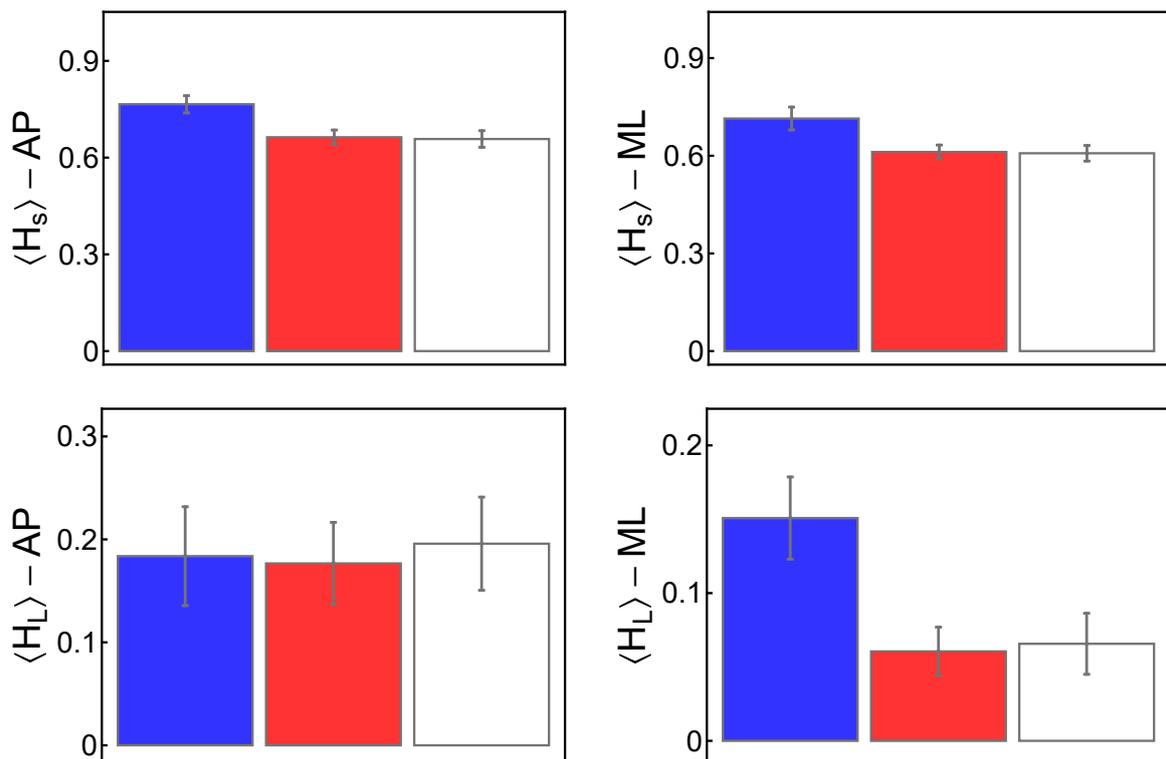


Figura 3.8: Índices 13-14.  $\langle H_s \rangle$  e  $\langle H_L \rangle$  calculados para as condições bipodal (azul), unipodal direita (vermelho) e unipodal esquerda (branco), com intervalos de confiança de 95%.

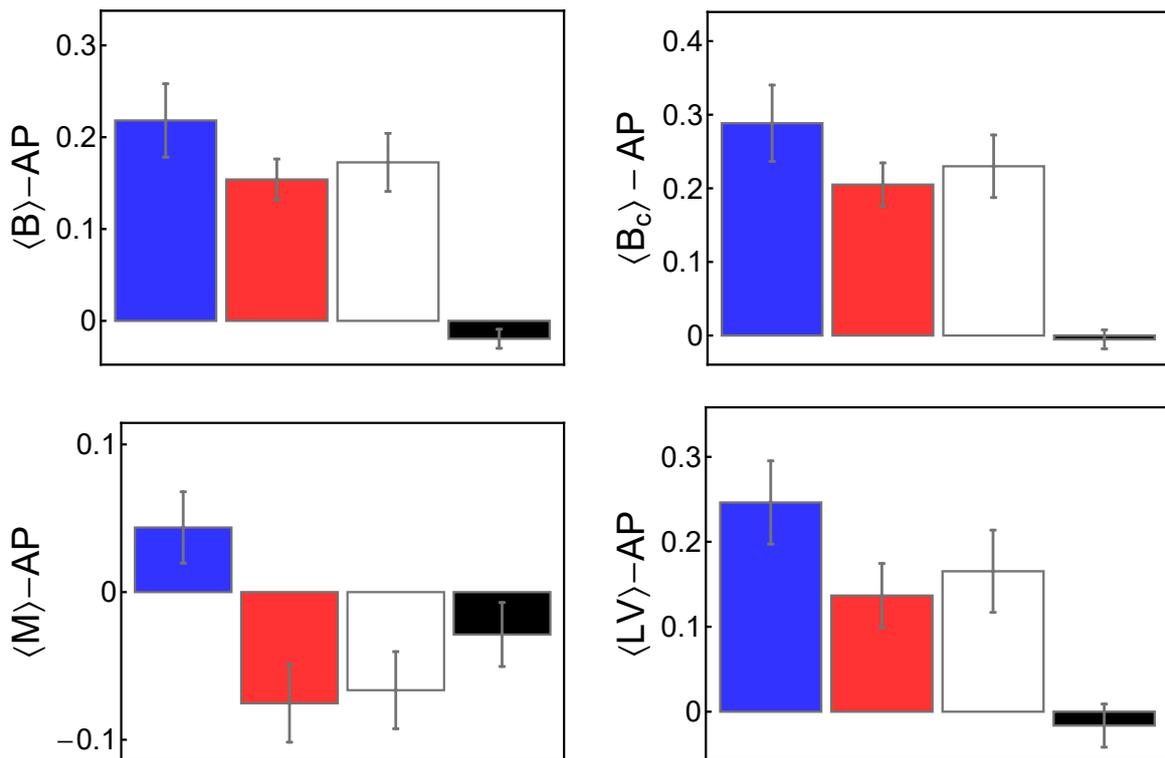


Figura 3.9: Índices 2-7 (direção AP). Casos em que as diferenças entre as condições bipodal e unipodal (direita e esquerda) são estatisticamente significativas ( $p < 0.025$ ). Condições: bipodal (azul), unipodal direita (vermelho), unipodal esquerda (branco) e modelo nulo (preto). As barras de erro representam intervalos de confiança de 95%.

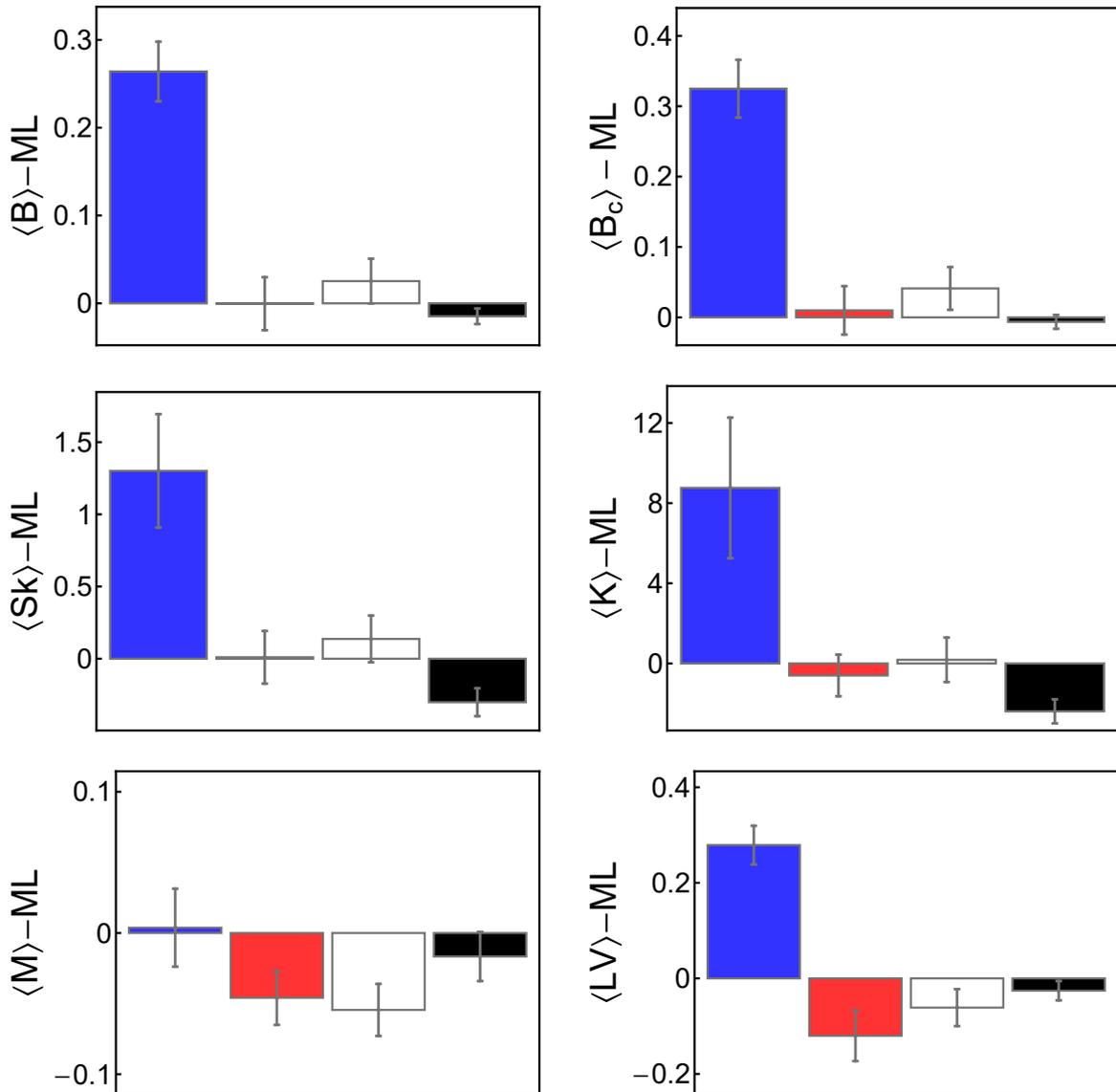


Figura 3.10: Índices 2-7 (direção ML). Casos em que as diferenças entre as condições bipodal e unipodal (direita e esquerda) são estatisticamente significativas ( $p < 0.025$ ). Condições: bipodal (azul), unipodal direita (vermelho), unipodal esquerda (branco) e modelo nulo (preto). As barras de erro representam intervalos de confiança de 95%.

# Capítulo 4

## Discussão e conclusões

Neste trabalho investigamos aspectos da dinâmica do movimento postural em humanos usando um conjunto de índices que medem a heterogeneidade temporal dos cruzamentos de zero do sinal do COP. Basicamente, a técnica consiste em mapear o sinal do COP (destendenciado, filtrado e normalizado) de cada ensaio em uma sequência ordenada de eventos que correspondem aos cruzamentos de zero do sinal. O próximo passo é calcular os índices 2-7 descritos na tabela 2.1. Ilustramos a aplicação desse método analisando sinais do COP de 20 indivíduos adultos obtidos nas condições bipodal e unipodal (direita e esquerda). Em seguida, vamos discutir os principais resultados obtidos.

Na análise das correlações intraclasse (figura 3.1), verificamos que o coeficiente de correlação  $ICC_{2,1}$  para os índices 1-7 apresenta valores tipicamente menores quando comparados aos coeficientes obtidos para os índices 8-14. Entretanto, em alguns casos os valores obtidos são comparáveis — por exemplo, índices 1-7 comparados com os índices 8 e 14 (direção ML). Na literatura, alguns índices de flutuação postural bem conhecidos apresentam valores relativamente baixos de  $ICC_{2,1}$  [50, 53]. Uma possível explicação para esses valores relativamente baixos pode estar associada à inerente variabilidade do sistema de controle postural humano. O argumento é que a estrutura do sistema é tão complexa que pode levar a diferentes estratégias de controle postural que podem ser usadas para manter o equilíbrio em diferentes ensaios [50, 53]. De qualquer modo, é bom lembrar que as correlações intraclasse tendem a aumentar com o número de ensaios e com a duração do ensaio [51]. Trabalhos futuros poderiam ser direcionados, por exemplo, para investigar o efeito da duração do ensaio nas correlações intraclasse dos índices 2-7.

A partir da análise das correlações entre pares de índices (figuras 3.2-3.4) identificamos conjuntos de índices fortemente correlacionados e conjuntos de índices fracamente correlacionados. Essa informação pode ser útil na seleção de um conjunto de índices para caracterizar o sinal [3, 5]. Por exemplo, verificamos que o índice 1 é

anti-correlacionado com os índices 11 e 12 ( $|\rho| > 0.8$ ). Por outro lado, comparando os índices 2-7 com os índices 8-12 (amplamente utilizados na literatura) notamos que os valores do coeficiente  $\rho$  são tipicamente pequenos ou moderados. Esse resultado sugere que os índices 2-7 são capazes de capturar padrões que não são detectados pelos índices 8-12. Comparando os índices 2-7 entre si percebemos que alguns deles são fortemente correlacionados, como os índices 2 e 3 ( $\rho \geq 0.96$ ) e os índices 4 e 5 ( $\rho \geq 0.96$ ). Isso indica que podemos escolher um deles (2 ou 3; 4 ou 5) para caracterizar o sinal.

Em seguida investigamos efeitos de tamanho finito nos resultados empíricos. Para isso, utilizamos um modelo nulo baseado no processo de Bernoulli. O modelo assume que os cruzamentos de zero são temporalmente homogêneos. Verificamos que a porcentagem de realizações do modelo nulo que diferem dos resultados empíricos correspondentes é tipicamente alta (tabela 3.1). Isso sugere que os índices 2-7 estão detectando padrões temporais não-homogêneos na sequência de cruzamentos de zero do sinal do COP. Exceções incluem o índice 6 (M, bipodal-ML) e os índices 2 e 3 (B e B<sub>c</sub>, direita-ML). Nesses casos as diferenças entre os dados empíricos e o modelo nulo é bem pequena sugerindo um padrão essencialmente homogêneo para os cruzamentos de zero.

O que se pode dizer a respeito da origem do comportamento temporal não-homogêneo observado nos cruzamentos de zero do sinal do COP? De acordo com a literatura, o sinal do COP se comporta como um processo estocástico correlacionado [6–10]. Em processos estocásticos correlacionados (como o ruído browniano fracionário), a forma da distribuição dos tempos entre eventos extremos é afetada pelas correlações temporais do sinal [65, 67, 82]. Em particular, no caso do movimento browniano fracionário, a distribuição assintótica dos tempos de retorno à origem (o equivalente aos tempos entre eventos que utilizamos neste trabalho) decresce como uma lei de potência com expoente  $H - 2$ , em que  $H$  é o expoente de Hurst do processo [63].

Em vista disso, seria interessante considerar a possibilidade de que o comportamento temporal não homogêneo identificado por meio dos índices 2-7 esteja associado com as correlações temporais do sinal original. Nesse sentido, verificamos que o coeficiente de correlação de Spearman entre os índices 2-7 e os índices 13 e 14 (expoentes de Hurst relacionados às correlações temporais do sinal original) exhibe valores pequenos ou moderados. Em particular, na condição bipodal (direções AP e ML), identificamos i) anti-correlações de intensidade moderada ( $|\rho| > 0.6$ ) entre o índice 13 e os índices 2-5; ii) correlações de intensidade moderada ( $\rho > 0.5$ ) entre o índice 14 e os índices 2, 3 e 7. Nas condições unipodal direita e unipodal esquerda (direções AP e ML), identificamos alguns casos dispersos de correlações e anti-correlações moderadas ( $|\rho| > 0.5$ ) entre o índice 14 e os índices 2-7. De qualquer modo, a origem do comportamento temporal não homogêneo detectado pelos índices 2-7 merece uma investigação mais

profunda em trabalhos futuros.

Por fim, utilizamos os índices 1-14 (com foco nos índices 2-7) para comparar as condições bipodal e unipodal (direita e esquerda), conforme exposto na tabela 3.2 e nas figuras 3.5-3.10. De modo geral, verificamos que diferenças entre as condições unipodal direita e unipodal esquerda não são estatisticamente significativas no nível de confiança utilizado. Esse aspecto é válido para praticamente todos os índices nas direções AP e ML (exceção: índice 12 ZCF-AP). Esse resultado geral está de acordo com estudos anteriores sobre movimento postural na condição unipodal [18]. Por outro lado, detectamos diferenças significativas entre as condições bipodal e unipodal — na direção AP, índices 2, 3, 6 e 7 (figura 3.9) e na direção ML, índices 2-7 (figura 3.10).

Aqui relembramos que os índices 2-5 estão relacionados à distribuição dos tempos entre eventos e o índice 6 está relacionado às correlações entre tempos entre eventos consecutivos. Em geral, o comportamento temporal não homogêneo pode ser atribuído i) apenas à distribuição dos tempos entre eventos; ii) apenas às correlações entre tempos entre eventos; ou iii) a uma mistura de ambos os efeitos. Nesse aspecto, os resultados sugerem que: i)  $B \neq 0$  e  $M \simeq 0$  na condição bipodal (direção ML), sugerindo uma contribuição dominante da distribuição dos tempos entre eventos; ii)  $B \simeq 0$  e  $M \neq 0$  na condição unipodal (direção ML), sugerindo uma contribuição dominante das correlações nos tempos entre eventos; e iii)  $B \neq 0$  e  $M \neq 0$  nas condições bipodal e unipodal (direção AP), sugerindo uma mistura das duas contribuições diferentes — a distribuição dos tempos entre eventos e as correlações nos tempos entre eventos.

Neste ponto destacamos que existem diferenças entre as condições bipodal e unipodal no contexto da biomecânica e de estratégias do sistema de controle postural. Por exemplo, a condição unipodal é caracterizada por uma redução do tamanho da base de suporte do corpo. Isso gera uma situação em que manter o equilíbrio é mais desafiador, possivelmente diminuindo o tempo para que o sistema de controle postural processe as informações de entrada e produza respostas musculares adequadas. Além disso, diferentes grupos musculares podem estar envolvidos no processo de equilíbrio, dependendo da condição e da direção investigada. Por exemplo, na condição bipodal-ML, movimentos posturais estão associados a mecanismos acionados pelos músculos abdutores e adutores do quadril. Em contraste, na condição unipodal-ML, os movimentos posturais estão mais associados a movimentos de inclinação do pé obtidos por meio dos músculos inversores e eversores do tornozelo [18, 83].

Obviamente, mais pesquisas são necessárias para explorar o potencial dos índices propostos para identificar padrões nos sinais do COP em diferentes condições experimentais. Isso poderia incluir investigações sobre o papel da visão (olhos abertos *versus* olhos fechados), o fator idade e a presença de patologias que afetam o sistema de controle postural. De qualquer modo, o procedimento descrito aqui provê uma fer-

ramenta para acessar padrões nos cruzamentos de zero em sinais do COP — sinais que são associados a movimentos posturais governados em parte pelo sistema de controle postural. Por esses motivos, acreditamos que o presente método tem potencial para ser utilizado no estudo do altamente complexo sistema de controle postural humano em diversos contextos.

# Apêndice A

## Cálculo dos expoentes de Hurst, $H_s$ e $H_l$

Neste apêndice apresentamos o procedimento para o cálculo dos índices 13 e 14 — os expoentes de Hurst  $H_s$  e  $H_l$ . Basicamente, utilizamos o mesmo método apresentado nas refs. [6, 7], conhecido como análise de flutuações ou FA (*Fluctuation Analysis*).

Na análise de flutuações a posição do COP representada pela variável  $x_n$  é encarada como a posição de um “caminhante aleatório” no passo  $n$ . Assumindo que os incrementos consecutivos  $\Delta x_n(1) = x_{n+1} - x_n$  são estacionários, o expoente de Hurst  $H$  pode ser calculado a partir da relação

$$F^2(s) = \langle [\Delta x_n(s) - \langle \Delta x_n(s) \rangle]^2 \rangle \sim s^{2H}, \quad (\text{A.1})$$

em que  $\Delta x_n(s) = x_{n+s} - x_n$  são os incrementos de ordem  $s$  e  $F(s)$  é a função de flutuação. Na eq. (A.1), para cada  $s$  fixo, a média é calculada sobre todos os valores possíveis de  $n$  ( $n = 1, 2, \dots, N - s$ ). O expoente  $H$  fornece informações sobre as correlações temporais nos incrementos consecutivos do sinal analisado. Se  $H > 0.5$ , os incrementos são persistentes ou positivamente correlacionados. Se  $H < 0.5$ , os incrementos são anti-persistentes ou negativamente correlacionados. Se  $H = 0.5$ , os incrementos podem ser não correlacionados ou ter correlações de curto alcance.

Na prática, o expoente  $H$  pode ser obtido por meio de um ajuste linear simples (método dos mínimos quadrados) usando as variáveis  $\log F$  e  $\log s$ . Para um dado intervalo de valores de  $s$ , utilizamos o modelo

$$\log F = A + B \log s, \quad (\text{A.2})$$

em que  $A$  e  $B$  são os parâmetros do ajuste. Em particular,  $B$  fornece uma estimativa do expoente de Hurst  $H$  do processo. Neste trabalho, utilizamos o intervalo  $10 \leq s \leq 30$

(janelas de 0.1s a 0.3s) para calcular o expoente  $H_s$  e o intervalo  $200 \leq s \leq 600$  (janelas de 2.0s a 6.0s) para calcular o expoente  $H_l$ .

Na Figura A.1, apresentamos  $\log F$  versus  $\log s$  para os 10 ensaios de um indivíduo representativo, na condição bipodal-AP. Nesta figura é possível notar as curvas teóricas (retas) representadas pela equação (A.2), nos intervalos correspondentes, e os valores de  $H_s$  e  $H_l$  obtidos, respectivamente. Em todos os 10 ensaios desse indivíduo,  $H_s > 0.5$  para janelas de tempo mais curtas e  $H_l < 0.5$  para janelas de tempo mais longas.

Para ver se esse comportamento é robusto, calculamos o valor médio de  $F(s)$ ,  $\langle F \rangle$ , em função de  $s$  — a média é calculada sobre todos os indivíduos e todos os ensaios em um dado cenário (condição-direção). Na fig. A.2,  $\langle F \rangle \propto s^H$ , em que  $H > 0.5$  para pequenos valores de  $s$  e  $H < 0.5$  para valores maiores de  $s$ . Esse resultado geral parece não depender da condição experimental (bipodal ou unipodal) ou da direção AP ou ML. Esse resultado qualitativo está de acordo com trabalhos anteriores sobre o tema [6, 7, 18].

Por fim, é importante ressaltar que o método FA assume que a série dos incrementos  $\Delta x_n(1)$  é estacionária. Entretanto, dificilmente vamos encontrar uma série real que satisfaz esse requisito no sentido mais estrito. Quando o sinal é não estacionário, os expoentes de Hurst costumam ser estimados com outros métodos que levam em conta esse comportamento. Um desses métodos é o DFA (*Detrended Fluctuation Analysis*) [84–86]. Contudo, como o DFA é sensível a periodicidades no sinal [85, 86], optamos pelo método FA que foi originalmente utilizado nas refs. [6, 7] para a análise de sinais do COP.

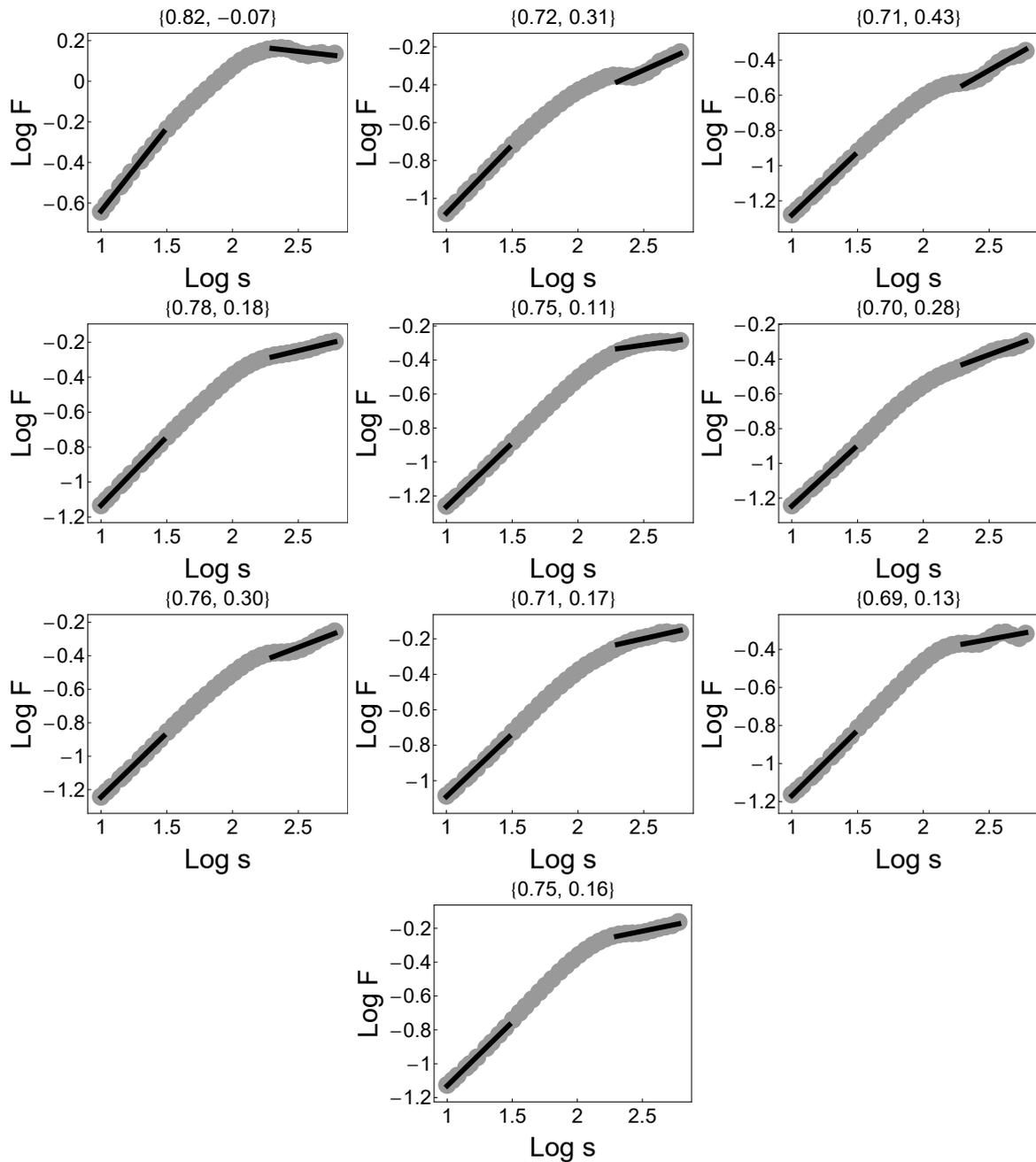


Figura A.1: Cálculo dos índices 13 e 14.  $\log F$  versus  $\log s$  calculados para os 10 ensaios de um indivíduo representativo (condição bipodal, direção AP). As linhas retas representam a equação (A.2) ajustada aos dados em duas regiões distintas:  $10 \leq s \leq 30$  (janelas de 0.1s a 0.3s);  $200 \leq s \leq 600$  (janelas de 2.0s a 6.0s). Os valores dos índices 13 e 14 estão indicados na figura como  $\{H_s, H_l\}$ .

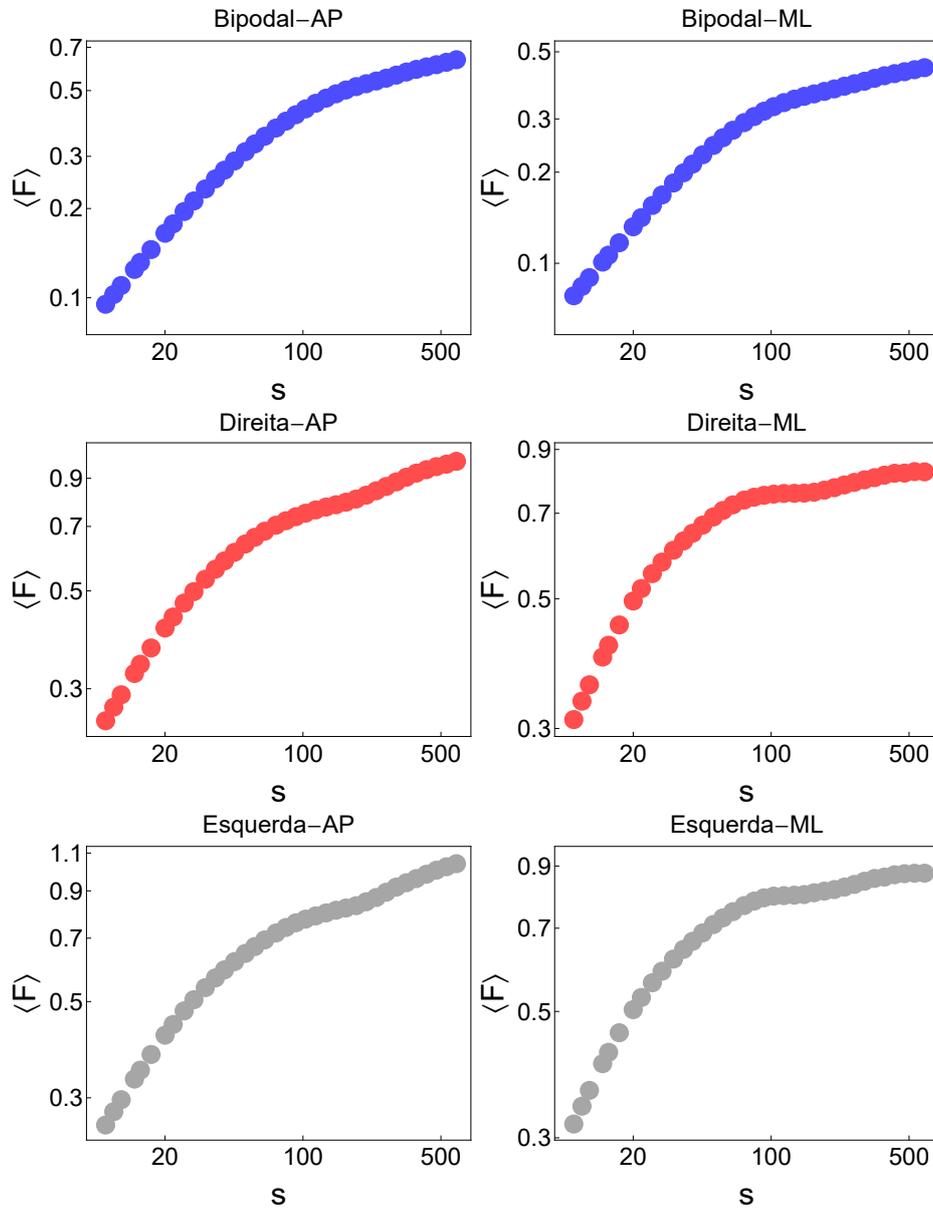


Figura A.2:  $\langle F \rangle$  versus  $s$ , em que  $\langle F \rangle$  é calculado sobre todos os ensaios de todos os indivíduos (200 ensaios ao todo) para uma dada condição-direção. É possível ver dois comportamentos diferentes: um para pequenos valores de  $s$  e outro para grandes valores de  $s$ . Em todos os casos, podemos aproximar as curvas empíricas pela relação  $\langle F \rangle \propto s^H$ , com  $H > 0.5$  para  $s$  pequeno e com  $H < 0.5$  para  $s$  grande.

# Apêndice B

## Coeficiente de correlação intraclasse, $ICC_{2,1}$

Neste apêndice descrevemos o procedimento para o cálculo do coeficiente de correlação intraclasse  $ICC_{2,1}$ . Basicamente, o  $ICC_{2,1}$  é um número que usualmente varia entre 0 e 1. Ele pode indicar a capacidade de um método experimental de detectar e medir diferenças sistemáticas entre indivíduos. Essas diferenças podem ser mascaradas por fatores tais como a variabilidade entre indivíduos, a variabilidade nas medidas do mesmo indivíduo e erros de natureza aleatória [54].

Para ilustrar os passos básicos para o cálculo do  $ICC_{2,1}$ , considere os dados ilustrados na Tabela (B.1). Cada linha da matriz corresponde a um indivíduo ( $s = 1, 2, \dots, S$ , em que  $S = 20$ ) e cada coluna corresponde a um ensaio ( $j = 1, 2, \dots, J$ , em que  $J = 10$ ). Os termos  $Z_{sj}$  representam o índice  $Z$  calculado para o indivíduo  $s$  no ensaio  $j$ .

O modelo estatístico conhecido como modelo 2 (ou fator duplo) para cada valor  $Z_{sj}$  na matriz dos dados experimentais é definido pela soma de quatro termos,

$$Z_{sj} = \mu + r_s + c_j + \eta_{sj}, \quad (\text{B.1})$$

em que  $\mu$  é uma constante, e  $r_s$ ,  $c_j$  e  $\eta_{sj}$  são números aleatórios obtidos a partir de distribuições normais com médias iguais a zero e variâncias  $\sigma_r^2$ ,  $\sigma_c^2$  e  $\sigma_\eta^2$ , respectivamente. O coeficiente de correlação intraclasse da população (do tipo acordo absoluto) correspondente ao modelo dado pela eq. (B.1) é definido como a variância de interesse dividida pela variância total,

$$\rho_{2,1} = \frac{\sigma_r^2}{\sigma_r^2 + \sigma_c^2 + \sigma_\eta^2}. \quad (\text{B.2})$$

Para obter uma estimativa das variâncias  $\sigma_r^2$ ,  $\sigma_c^2$  e  $\sigma_\eta^2$  a partir dos dados (ver tabela (B.1)), utilize relações conhecidas como “médias quadráticas esperadas” no contexto

Tabela B.1: Estrutura dos dados para o cálculo do  $ICC_{2,1}$ .  $ml_s$  representa o valor médio do índice  $Z$  para o indivíduo  $s$  (média nas linhas, calculada sobre os ensaios).  $mc_j$  representa o valor médio do índice  $Z$  para o ensaio  $j$  (média nas colunas, calculada sobre os indivíduos). Por fim,  $\langle Z \rangle$  representa o valor médio total de  $Z$ , calculado sobre todas as linhas e colunas.

<b>Indivíduo/Ensaio</b>	1	2	...	J	<b>média</b>
1	$Z_{11}$	$Z_{12}$	...	$Z_{1J}$	$ml_1$
2	$Z_{21}$	$Z_{22}$	...	$Z_{2J}$	$ml_2$
...	...	...	...	...	...
S	$Z_{S1}$	$Z_{S2}$	...	$Z_{SJ}$	$ml_S$
<b>média</b>	$mc_1$	$mc_2$	...	$mc_J$	$\langle Z \rangle$

da Análise de Variância (ANOVA). Para o cálculo dessas estimativas, primeiramente defina

$$ml_s = \langle Z \rangle_s = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J Z_{sj}, \quad (\text{B.3})$$

o valor médio de  $Z$  para o indivíduo  $s$  (média na linha) e

$$mc_j = \langle Z \rangle_j = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S Z_{sj}, \quad (\text{B.4})$$

o valor médio de  $Z$  para o ensaio  $j$  (média na coluna). Obtenha o valor médio total calculado para todos os indivíduos e ensaios dado por

$$\langle Z \rangle = \frac{1}{SJ} \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J Z_{sj}. \quad (\text{B.5})$$

Defina também a soma dos quadrados total,

$$sst = \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J (Z_{sj} - \langle Z \rangle)^2, \quad (\text{B.6})$$

a soma dos quadrados entre indivíduos,

$$ssbs = \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J (ml_s - \langle Z \rangle)^2, \quad (\text{B.7})$$

a soma dos quadrados entre ensaios,

$$\text{ssbm} = \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J (\text{mc}_j - \langle Z \rangle)^2, \quad (\text{B.8})$$

a soma dos quadrados para indivíduos,

$$\text{ssws} = \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J (Z_{sj} - \text{ml}_s)^2, \quad (\text{B.9})$$

a soma dos quadrados para ensaios,

$$\text{sswm} = \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^J (Z_{sj} - \text{mc}_j)^2, \quad (\text{B.10})$$

e, por fim, a soma dos quadrados dos erros (ou dos resíduos),

$$\text{sse} = \text{sst} - (\text{ssbs} + \text{ssbm}). \quad (\text{B.11})$$

Com base nessas somas quadráticas, obtenha as seguintes médias quadráticas:

$$\text{mst} = \frac{\text{sst}}{SJ - 1}; \quad \text{msbs} = \frac{\text{ssbs}}{S - 1}; \quad \text{msbm} = \frac{\text{ssbm}}{J - 1}; \quad (\text{B.12})$$

e

$$\text{msws} = \frac{\text{ssws}}{J(S - 1)}; \quad \text{mswm} = \frac{\text{sswm}}{S(J - 1)}; \quad \text{mse} = \frac{\text{sse}}{(S - 1)(J - 1)}, \quad (\text{B.13})$$

em que os denominadores representam os respectivos graus de liberdade.

É possível mostrar que

$$\sigma_r^2 \approx \frac{\text{msbs} - \text{mse}}{J}; \quad \sigma_c^2 \approx \frac{\text{msbs} - \text{mse}}{J}; \quad \sigma_\eta^2 \approx \text{mse}. \quad (\text{B.14})$$

Substituindo as eqs. (B.14) na eq. (B.2), obtemos

$$\rho_{2,1} \approx \text{ICC}_{2,1} = \frac{\text{msbs} - \text{mse}}{\text{msbs} + (J - 1)\text{mse} + (J/S)(\text{msbm} - \text{mse})}, \quad (\text{B.15})$$

em que  $\text{ICC}_{2,1}$  é o coeficiente de correlação intraclass da amostra [54].

# Apêndice C

## Coeficiente de correlação de Spearman, $\rho$

Neste apêndice vamos descrever o procedimento utilizado para o cálculo do coeficiente de correlação de Spearman para um dado par de índices [55, 56].

Considere dois índices genéricos  $Z$  e  $W$ . Os valores médios desses índices calculados sobre todos os ensaios de um indivíduo  $s$  são representados por  $\langle Z \rangle_s$  e  $\langle W \rangle_s$ , em que  $s = 1, 2, \dots, S$  ( $S = 20$  indivíduos). Assim, partimos de duas listas de dados com 20 elementos cada.

Os passos básicos envolvidos no cálculo do coeficiente de Spearman  $\rho$  são: i) ordene os elementos de cada uma das listas, do maior valor para o menor; ii) atribua um posto aos elementos ordenados (ao maior valor atribuímos 1, ao segundo maior valor atribuímos 2 e assim por diante); iii) se dois ou mais elementos das listas ordenadas forem idênticos, corrija seus postos de modo que valores repetidos recebam um posto igual à média dos postos que eles abrangem ( $RZ_s$  e  $RW_s$  são os postos corrigidos associados ao elemento  $s$ ).

O coeficiente de correlação de Spearman pode ser calculado pela expressão

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum_{s=1}^S d_s^2}{S^3 - S}, \quad (\text{C.1})$$

em que  $d_s = RZ_s - RW_s$  é a diferença entre postos corrigidos. O coeficiente  $\rho$  pode assumir valores entre  $+1$  e  $-1$ . Os resultados  $\rho = 1$ ,  $\rho = 0$  e  $\rho = -1$  indicam, respectivamente, uma perfeita associação entre postos, ausência total de associação entre postos e uma perfeita associação negativa entre postos. Quanto mais próximo de zero, mais fraca é a associação entre os postos.

A hipótese nula  $H_0$  pode ser formulada como: “Não há relação monotônica entre as variáveis  $\langle Z \rangle_s$  e  $\langle W \rangle_s$ ” ou “as variáveis  $\langle Z \rangle_s$  e  $\langle W \rangle_s$  são independentes”. Para o teste, escolhemos um valor crítico  $\alpha = 0.05$  de modo que  $H_0$  é rejeitada apenas se  $p < \alpha$ ,

em que  $p$  corresponde ao  $p$ -valor ou nível descritivo do teste. Tipicamente, verificamos que  $H_0$  é rejeitada para  $|\rho| > 0.45$ .

A figura C.1 mostra gráficos de  $\langle B \rangle_s$  versus  $\langle BC \rangle_s$ ,  $\langle Sk \rangle_s$ ,  $\langle K \rangle_s$ ,  $\langle M \rangle_s$ ,  $\langle LV \rangle_s$ ,  $\langle HS \rangle_s$  e  $\langle HL \rangle_s$ , todos calculados para a posição bipodal, na direção AP. Os valores correspondentes de  $\rho$  estão indicados na figura. Para comparação, incluímos os valores correspondentes do coeficiente de correlação de Pearson  $r_c$ . A hipótese  $H_0$  não pode ser rejeitada para a relação entre  $\langle B \rangle_s$  e  $\langle M \rangle_s$ . Para os outros casos ilustrados na figura, podemos rejeitar a hipótese  $H_0$ .

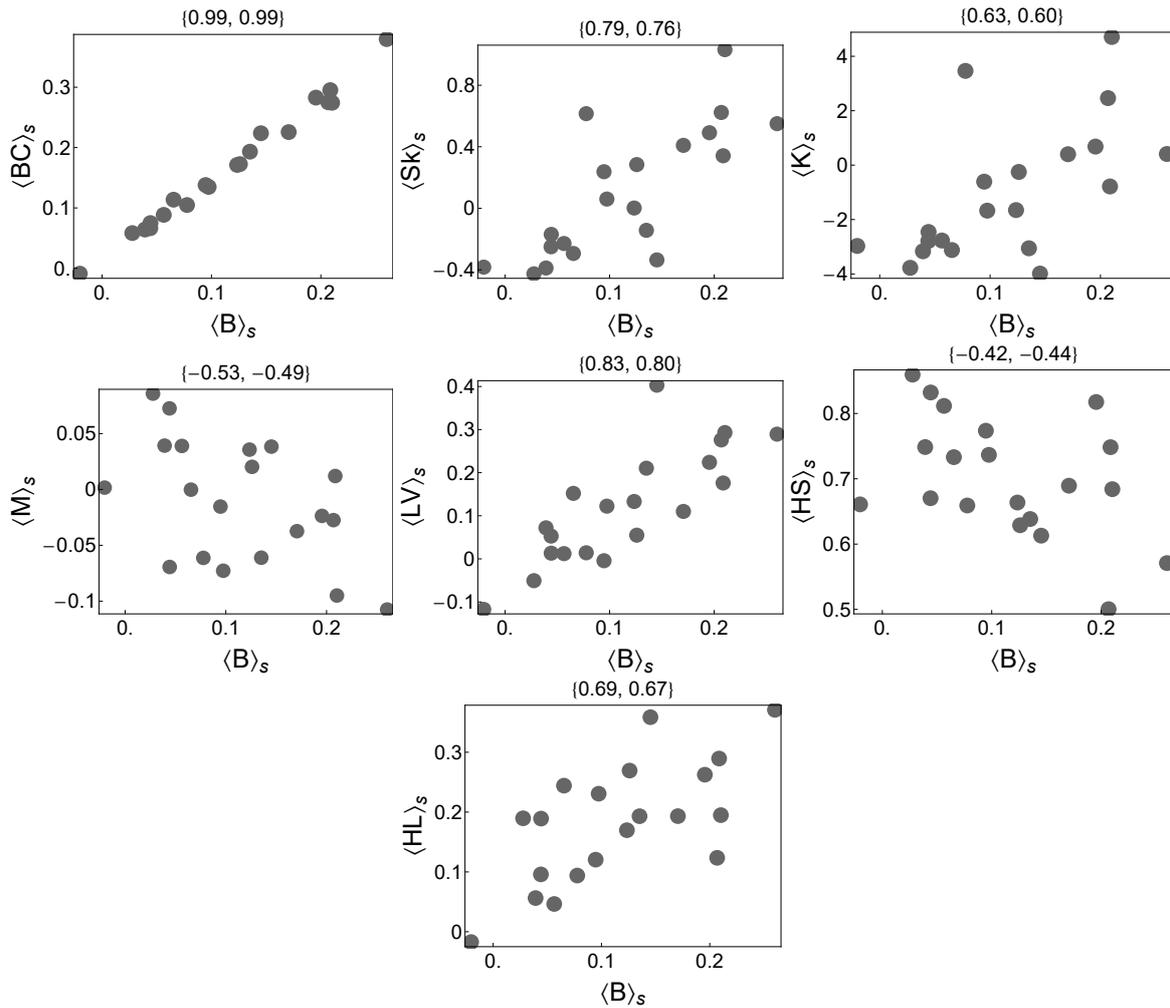


Figura C.1: Análise da correlação entre pares de índices.  $\langle B \rangle_s$  versus  $\langle B_c \rangle_s$ ,  $\langle Sk \rangle_s$ ,  $\langle K \rangle_s$ ,  $\langle M \rangle_s$ ,  $\langle LV \rangle_s$ ,  $\langle H_s \rangle_s$  e  $\langle H_L \rangle_s$ . Todos os dados se referem à condição bipodal (direção AP). Os valores dos coeficientes de Spearman  $\rho$  e de Pearson  $r_c$  estão indicados nas figuras na forma  $\{\rho, r_c\}$ .

# Apêndice D

## Teste dos postos sinalizados de Wilcoxon

Neste apêndice descrevemos aspectos básicos do teste de postos sinalizados de Wilcoxon. Esse teste não paramétrico, que leva em conta tanto o sinal como a magnitude das diferenças entre postos ou *ranks*, pode ser usado como alternativa ao teste *t* de Student quando não se pode assumir que a amostra é normalmente distribuída [80,81].

Para ilustrar o procedimento, considere os valores médios de um índice  $Z$  (calculados sobre todos os ensaios de cada indivíduo) obtidos para duas condições experimentais diferentes —  ${}^1\langle Z \rangle_s$  (condição 1) e  ${}^2\langle Z \rangle_s$  (condição 2), em que  $s = 1, 2, \dots, 20$  (20 indivíduos). Nesse caso, o tamanho da amostra (ou número de pares) é igual a 20.

Os passos básicos envolvidos no cálculo da estatística do teste são: i) calcule as diferenças  $\lambda_s = {}^1\langle Z \rangle_s - {}^2\langle Z \rangle_s$ , para  $s = 1, 2, \dots, 20$ ; ii) exclua os pares com diferenças  $\lambda_s = 0$ , o que pode diminuir o tamanho da amostra de  $S = 20$  para  $S_r \leq 20$ ; iii) ordene as diferenças  $\lambda_s$  de acordo com a magnitude dos seus elementos (sem levar em conta o sinal), da menor magnitude para a maior; iv) atribua postos (classificação) às diferenças não nulas começando com o menor valor como 1, o segundo menor valor como 2 e assim por diante (valores repetidos recebem um posto igual à média dos postos que eles abrangem); v) atribua os sinais (+ ou -) das diferenças não nulas  $\lambda_s$  à cada posto correspondente ( $R_s^\pm$  é o posto sinalizado associado à  $\lambda_s$ ); vi) calcule a soma dos elementos  $R_s^\pm$  positivos,  $Q^+$ , e a soma dos elementos  $R_s^\pm$  negativos,  $Q^-$ ; vii) calcule  $Q$  — o valor mínimo entre  $Q^+$  e  $Q^-$ . A estatística do teste dos postos sinalizados de Wilcoxon é dada por  $Q$ .

A hipótese nula  $H_0$  pode ser formulada como: “A mediana das diferenças entre os pares é nula”. Para o teste, escolhemos um valor crítico  $\alpha = 0.05$  de modo que  $H_0$  é rejeitada apenas se  $p < \alpha$ , em que  $p$  corresponde ao  $p$ -valor ou nível descritivo do teste obtido a partir de  $Q$ .

# Referências Bibliográficas

- [1] M. Duarte and S. M. S. F. Freitas, “Revision of posturography based on force plate for balance evaluation,” *Revista Brasileira de Fisioterapia*, vol. 14, no. 3, p. 183, 2010.
- [2] T. Paillard and F. Noé, “Techniques and methods for testing the postural function in healthy and pathological subjects,” *BioMed Research International*, vol. 2015, p. 891390, 2015.
- [3] T. E. Prieto, J. B. Myklebust, R. G. Hoffmann, E. G. Lovett, and B. M. Myklebust, “Measures of postural steadiness: Differences between healthy young and elderly adults,” *IEEE Transactions on Bio-medical Engineering*, vol. 43, no. 9, p. 956, 1996.
- [4] L. Baratto, P. G. Morasso, C. Re, and G. Spada, “A new look at posturographic analysis in the clinical context: sway-density versus other parameterization techniques,” *Motor Control*, vol. 6, no. 3, pp. 246–70, 2002.
- [5] T. Yamamoto, C. Smith, Y. Suzuki, K. Kiyono, T. Tanahashi, S. Sakoda, P. Morasso, and T. Nomura, “Universal and individual characteristics of postural sway during quiet standing in healthy young adults,” *Physiological Reports*, vol. 3, no. 3, p. e12329, 2015.
- [6] J. J. Collins and C. J. D. Luca, “Open-loop and closed-loop control of posture – a random walk analysis of center-of-pressure trajectories,” *Experimental Brain Research*, vol. 95, no. 2, pp. 308–18, 1993.
- [7] J. J. Collins and C. J. D. Luca, “Random walking during quiet standing,” *Physical Review Letters*, vol. 73, no. 5, pp. 764–67, 1994.
- [8] J. J. Collins and C. J. D. Luca, “Upright, correlated random walks: A statistical-biomechanics approach to the human postural control system,” *Chaos*, vol. 5, no. 1, p. 57, 1995.

- [9] C. C. Chow and J. J. Collins, “Pinned polymer model of posture control,” *Physical Review E*, vol. 52, p. 907, 1995.
- [10] M. Lauk, C. C. Chow, A. E. Pavlik, and J. J. Collins, “Human balance out of equilibrium: Nonequilibrium statistical mechanics in posture control,” *Physical Review Letters*, vol. 80, no. 2, p. 413, 1998.
- [11] M. A. Riley, R. Balasubramaniam, and M. T. Turvey, “Recurrence quantification analysis of postural fluctuations,” *Gait & Posture*, vol. 9, no. 1, pp. 65–78, 1999.
- [12] A. M. Sabatini, “Analysis of postural sway using entropy measures of signal complexity,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 38, no. 6, pp. 617–24, 2000.
- [13] T. D. Frank, A. Daffertshofer, and P. J. Beek, “Multivariate Ornstein-Uhlenbeck processes with mean-field dependent coefficients: Application to postural sway,” *Physical Review E*, vol. 63, no. 1, p. 011905, 2000.
- [14] S. Thurner and et al, “Scaling-violation phenomena and fractality in the human posture control systems,” *Physical Review E*, vol. 62, no. 3 Pt B, pp. 4018–24, 2000.
- [15] Y. Shimizu, S. Thurner, and K. Ehrenberger, “Multifractal spectra as a measure of complexity in human posture,” *Fractals*, vol. 10, no. 1, pp. 103–16, 2002.
- [16] C. J. Morales and E. D. Kolaczyk, “Wavelet-based multifractal analysis of human balance,” *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 30, no. 4, p. 588–97, 2002.
- [17] M. Bosek, B. Grzegorzewski, and A. Kowalczyk, “Two-dimensional Langevin approach to the human stabilogram,” *Human Movement Science*, vol. 22, no. 6, pp. 649–60, 2004.
- [18] C. Burdet and P. Rougier, “Analysis of center-of-pressure data during unipedal and bipedal standing using fractional brownian motion modeling,” *Journal of Applied Biomechanic*, vol. 23, pp. 63–69, 2007.
- [19] C. Hasson, R. Emmerik, G. Caldwell, J. Haddad, J. Gagnon, and J. Hamill, “Influence of embedding parameters and noise in center of pressure recurrence quantification analysis,” *Gait & Posture*, vol. 27, no. 3, p. 416–22, 2008.
- [20] J. Gottschall, J. Peinke, V. Lippens, and V. Nagel, “Exploring the dynamics of balance data — movement variability in terms of drift and diffusion,” *Physics Letters A*, vol. 373, pp. 811–16, 2007.

- [21] S. Ramdani, B. Seigle, J. Lagarde, F. Bouchara, and P. Bernard, “On the use of sample entropy to analyze human sway data,” *Medical Engineering & Physics*, vol. 31, no. 8, pp. 1023–31, 2009.
- [22] M. Kirchner, P. Schubert, D. Schmidtbleicher, and C. Haas, “Evaluation of the temporal structure of postural sway fluctuations based on a comprehensive set of analysis tools,” *Physica A*, vol. 391, pp. 4692–4703, 2012.
- [23] P. Gilfriche, V. Deschodt-Arsac, E. Blons, and L. Arsac, “Frequency-specific fractal analysis of postural control accounts for control strategies,” *Frontiers in Physiology*, vol. 9, p. Article 293, 2018.
- [24] V. M. Zatsiorsky and M. Duarte, “Instant equilibrium point and its migration in standing tasks: Rambling and trembling components of the stabilogram,” *Motor Control*, vol. 3, pp. 28–38, 1999.
- [25] J. Rasku, I. O. M. Juhola, M. García, T. Harris, L. Launer, G. Eiriksdottir, K. Siggeirsdottir, P. Jonsson, H. Hoffman, H. Petersen, C. Rasmussen, P. Caserotti, E. Toppila, S. Havulinna, and V. Gudnason, “Evaluation of the postural stability of elderly persons using time domain signal analysis,” *Journal of Vestibular Research*, vol. 22, pp. 243–52, 2012.
- [26] S. Picoli, E. S. D. Santos, P. P. Deprá, and R. S. Mendes, “Quantifying postural sway dynamics using burstiness and interevent time distributions,” *The European Physical Journal B*, vol. 92, no. 7, p. 156, 2019.
- [27] S. Picoli, E. S. D. Santos, D. S. Vieira, P. P. Deprá, and R. S. Mendes, “Using velocity zero-crossing burstiness and memory quantify posture sway,” *Submetido ao Physica A em abril de 2020*.
- [28] S. Picoli, G. Bombo, E. S. D. Santos, P. P. Deprá, and R. S. Mendes, “Characterizing postural sway signals by the analysis of temporal patterns of zero-crossing events,” *Submetido ao Physica A em novembro de 2020*.
- [29] D. Sornette, *Critical Phenomena in Natural Sciences — Chaos, Fractals, Self-organization and Disorder: Concepts and Tools*. Springer International Publishing, 2006.
- [30] A.-L. Barabási, *Bursts: The Hidden Patterns Behind Everything We Do, from Your E-mail to Bloody Crusades*. Plume; Reprint edition, 2011.
- [31] M. Karsai, H.-H. Jo, and K. Kaski, *Bursty Human Dynamics*. Springer International Publishing, 2018.

- [32] A. Corral, “Long-term clustering, scaling, and universality in the temporal occurrence of earthquakes,” *Physical Review Letters*, vol. 92, p. 108501, 2004.
- [33] L. De Arcangelis, E. Godano, C. and Lippiello, and M. Nicodemi, “Universality in solar flare and earthquake occurrence,” *Physical Review Letters*, vol. 96, no. 5, p. 051102, 2006.
- [34] A.-L. Barabási, “The origins of bursts and heavy tails in human dynamics,” *Nature*, vol. 435, pp. 207–11, 2005.
- [35] S. H. A. B. K. Yamasaki, L. Muchnik and H. E. Stanley, “Scaling and memory in volatility return intervals in financial markets,” *PNAS*, vol. 102, no. 26, pp. 9424–9428, 2005.
- [36] S. Picoli, M. d. Castillo-Mussot, H. V. Ribeiro, E. K. Lenzi, and R. S. Mendes, “Universal bursty behaviour in human violent conflicts,” *Scientific Reports*, vol. 4, no. 1, p. 4773, 2014.
- [37] N. R. M. S. P. Manshour, M. Anvari and M. R. R. Tabar, “Interoccurrence time statistics in fully-developed turbulence,” *Scientific Reports*, vol. 6, p. 27452, 2016.
- [38] L. Liu and F. HU, “Finescale clusterization intermittency of turbulence in the atmospheric boundary layer,” *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 77, p. 2375, 2020.
- [39] K.-I. Goh and A.-L. Barabási, “Burstiness and memory in complex systems,” *Europhysics Letters*, vol. 81, no. 4, p. 48002, 2008.
- [40] E.-K. Kim and H.-H. Jo, “Measuring burstiness for finite event sequences,” *Physical Review E*, vol. 94, p. 032311, 2016.
- [41] A. Paraschiv-Ionescu, E. Buchser, B. Rutschmann, , and K. Aminian, “Nonlinear analysis of human physical activity patterns in health and disease,” *Physical Review E*, vol. 77, p. 021913, 2008.
- [42] A. Paraschiv-Ionescu, E. Buchser, and K. Aminian, “Unraveling dynamics of human physical activity patterns in chronic pain conditions,” *Scientific reports*, vol. 3, p. 2019, 2013.
- [43] W. Wang, N. Yuan, L. Pan, P. Jiao, W. Dai, G. Xue, and D. Liu, “Temporal patterns of emergency calls of a metropolitan city in china,” *Physica A*, vol. 436, pp. 846–55, 2015.

- [44] D. Yan, Z.-W. Wei, X.-P. Han, and B. Wang, “Empirical analysis on the human dynamics of blogging behavior on github,” *Physica A*, vol. 465, pp. 775–81, 2017.
- [45] M. Schleiss and J. Smith, “Two simple metrics for quantifying rainfall intermittency: The burstiness and memory of interamount times,” *Journal of Hydrometeorology*, vol. 17, pp. 421–36, 2016.
- [46] S. Shinomoto, K. Shima, and J. Tanji, “Differences in spiking patterns among cortical neurons,” *Neural Computation*, vol. 15, no. 12, pp. 2823–42, 2003.
- [47] S. Shinomoto, K. Miura, and S. Koyama, “A measure of local variation of interspike intervals,” *BioSystems*, vol. 79, p. 67, 2005.
- [48] C. Sanlı and R. Lambiotte, “Local variation of hashtag spike trains and popularity in twitter,” *PLoS ONE*, vol. 10, no. 7, p. e0131704, 2015.
- [49] T. Aoki, T. Takaguchi, R. Kobayashi, and R. Lambiotte, “Input-output relationship in social communications characterized by spike train analysis,” *Physical Review E*, vol. 94, p. 042313, 2016.
- [50] B. Brouwer, E. G. Culham, R. A. Liston, and T. Grant, “Normal variability of postural measures: Implications for the reliability of relative balance performance outcomes,” *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine*, vol. 30, p. 131, 1998.
- [51] D. Lafond, H. Corriveau, R. Hébert, and F. Prince, “Intrasession reliability of center of pressure measures of postural steadiness in healthy elderly people,” *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 85, no. 6, pp. 896–901, 2004.
- [52] C. Bauer, I. Gröger, R. Rupprecht, and K. G. Gassmann, “Intrasession reliability of force platform parameters in community-dwelling older adults,” *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 89, no. 10, p. 1977, 2008.
- [53] G. Markovic, P. Mikulic, H. Kern, and N. Sarabon, “Intra-session reliability of traditional and nonlinear time-series posturographic measures in a semi-tandem stance: A reference to age,” *Measurement*, vol. 51, p. 124, 2014.
- [54] D. Liljequist, B. Elfving, and K. S. Roaldsen, “Intraclass correlation — a discussion and demonstration of basic features,” *PLoS ONE*, vol. 14, no. 7, p. e0219854, 2019.
- [55] C. Spearman, “The proof and measurement of association between two things,” *Journal of Psychology*, vol. 15, p. 72, 1904.

- [56] P. Ornstein and J. Lyhagen, “Asymptotic properties of Spearman’s rank correlation for variables with finite support,” *PLoS ONE*, vol. 11, no. 1, p. e0145595, 2016.
- [57] V. M. Zatsiorsky and M. Duarte, “Rambling and trembling in quiet standing,” *Motor Control*, vol. 4, pp. 185–200, 2000.
- [58] P. Carroll and W. Freedman, “Nonstationary properties of postural sway,” *Journal of Biomechanics*, vol. 26, no. 4-5, p. 409, 1993.
- [59] J. J. Koltermann, M. Gerber, H. Beck, and M. Beck, “Validation of various filters and sampling parameters for a COP analysis,” *Technologies*, vol. 6, no. 2, p. 56, 2018.
- [60] M. S. Longuet-Higgins, “The distribution of intervals between zeros of a stationary random function,” *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, vol. 254, no. 1047, pp. 557–99, 1962.
- [61] A. J. Rainal, “Zero-crossing intervals of random processes,” *Carlyle Barton Laboratory Technical Reports*, no. AF-102, 1963.
- [62] K. Sreenivasan, A. Prabhu, and R. Narasimha, “Zero-crossing in turbulent signals,” *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 137, pp. 251–72, 1983.
- [63] M. Ding and W. Yang, “Distribution of the first return time in fractional Brownian motion and its application to the study of on-off intermittency,” *Physical Review E*, vol. 52, no. 1, pp. 207–13, 1995.
- [64] C.-C. Lo, L. Amaral, S. Havlin, P. Ivanov, T. Penzel, J.-H. Peter, and H. Stanley, “Dynamics of sleep-wake transitions during sleep,” *Europhysics Letters*, vol. 57, no. 5, pp. 625–31, 2002.
- [65] A. Bunde, J. Eichner, S. Havlin, and J. Kantelhardt, “The effect of long-term correlations on the return periods of rare events,” *Physica A*, vol. 330, no. 1, pp. 1–7, 2003.
- [66] A. Bunde, J. Eichner, S. Havlin, and J. Kantelhardt, “Return intervals of rare events in records with long-term persistence,” *Physica A*, vol. 342, pp. 308–14, 2004.
- [67] E. Altmann and H. Kantz, “Recurrence time analysis, long-term correlations, and extreme events,” *Physical Review E*, vol. 71, p. 056106, 2005.

- [68] A. Bunde, J. Eichner, J. Kantelhardt, and S. Havlin, “Long-term memory: A natural mechanism for the clustering of extreme events and anomalous residual times in climate records,” *Physical Review Letters*, vol. 94, p. 048701, 2005.
- [69] P. Olla, “Return times for stochastic processes with power-law scaling,” *Physical Review E*, vol. 76, p. 011122, 2007.
- [70] J. Eichner, J. Kantelhardt, A. Bunde, and S. Havlin, “Statistics of return intervals in long-term correlated records,” *Physical Review E*, vol. 75, p. 011128, 2007.
- [71] R. Blender, K. Fraedrich, and F. Sienz, “Extreme event return times in long-term memory processes near  $1/f$ ,” *Nonlinear Processes in Geophysics*, vol. 15, pp. 557–65, 2008.
- [72] M. Santhanam and H. Kantz, “Return interval distribution of extreme events and long-term memory,” *Physical Review E*, vol. 78, p. 051113, 2008.
- [73] L. Liu and F. Hu, “Finescale clusterization intermittency of turbulence in the atmospheric boundary layer,” *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 77, pp. 2375–92, 2020.
- [74] M. Kivelä and M. A. Porter, “Estimating inter-event time distributions from finite observation periods in communication networks,” *Physical Review E*, vol. 92, no. 5, 2015.
- [75] W. Feller, *An Introduction to Probability Theory and its Applications*. Wiley, 1950.
- [76] E. G. Altmann, E. C. da Silva, and I. L. Caldas, “Recurrence time statistics for finite size intervals,” *Chaos*, vol. 14, no. 4, pp. 975–81, 2004.
- [77] B. B. Mandelbrot and J. R. Wallis, “Noah, joseph, and operational hydrology,” *Water Resources Research*, vol. 4, no. 5, p. 909–18, 1968.
- [78] B. B. Mandelbrot and J. W. Van Ness, “Fractional Brownian motions, fractional noises and applications,” *SIAM Review*, vol. 10, no. 4, p. 422–37, 1968.
- [79] B. B. Mandelbrot, *Fractal Geometry of Nature*. Freeman, 1983.
- [80] F. Wilcoxon, “Individual comparisons by ranking methods,” *Biometrics Bulletin*, vol. 1, no. 6, pp. 80–3, 1945.
- [81] S. Siegel, *Non-parametric statistics for the behavioral sciences*. New York: McGraw-Hill, 1956.

- [82] G. F. Newell and M. Rosenblatt, “Zero crossing probabilities for Gaussian stationary processes,” *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 33, no. 4, pp. 1306–13, 1962.
- [83] D. A. Winter, “Human balance and posture control during standing and walking,” *Gait & Posture*, vol. 3, p. 193, 1995.
- [84] C.-K. Peng, S. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H. Stanley, and A. Goldberger, “Mosaic organization of dna nucleotides,” *Physical Review E*, vol. 49, pp. 1685–9, 1994.
- [85] K. Hu, P. Ivanov, Z. Chen, P. Carpena, and H. Stanley, “Effect of trends on detrended fluctuation analysis,” *Physical Review E*, vol. 64, p. 011114, 2001.
- [86] J. Kantelhardt, E. Koscielny-Bunde, H. Rêgo, S. Havlin, and A. Bunde, “Detecting long-range correlations with detrended fluctuation analysis,” *Physica A*, vol. 295, pp. 441–54, 2001.