



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA

Programa de Pós-Graduação em Física

Tese de Doutorado

**Complexidade no controle e planejamento
do movimento humano**

Autor: Thiago da Cruz Figueiredo

Orientador: Prof. Dr. José Garcia
Vivas Miranda

Março de 2019



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA

Programa de Pós-Graduação em Física

Tese de Doutorado

**Complexidade no controle e planejamento
do movimento humano**

Tese apresentada ao Programa de
Pós-graduação em Física, Instituto de Física,
Universidade Federal da Bahia, como requisito
parcial para obtenção do grau de Doutor em
Física.

Autor: Thiago da Cruz Figueiredo

Orientador: Prof. Dr. José Garcia
Vivas Miranda

Março de 2019



UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA

Programa de Pós-Graduação em Física

Tese de Doutorado

Complexidade no controle e planejamento do movimento humano

Tese apresentada ao Programa de
Pós-graduação em Física, Instituto de Física,
Universidade Federal da Bahia, como requisito
parcial para obtenção do grau de Doutor em
Física.

Autor: Thiago da Cruz Figueiredo

Prof. Dr. José Garcia Vivas Miranda - Instituto de Física - Orientador - UFBA

Prof. Dr. Roberto Fernandes Silva Andrade - Instituto de Física - UFBA

Prof. Dr. Cleber Luz Santos - Instituto de Ciências da Saúde - UFBA

Prof. Dr. Raphael Silva do Rosário - Instituto de Física - UFBA

Prof^a. Dr^a. Elen Beatriz Carneiro Pinto - UNEB

Março de 2019

Agradecimentos

A lista de agradecimentos tomaria metade do espaço da tese, seu eu fosse agradecer a todos e a todas que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

Agradeço primeiro à minha companheira Luiza pelo amor e pela paciência pra me aturar durante o período da tese (e sempre!).

Agradeço a Garcia pela iluminação espiritual, paciência de jó e especialmente por acreditar no meu trabalho. Se esta tese existe, é por causa dele.

Um agradecimento especial para a galera da área 51 (antiga sala 14) pela força e pela alegria de sempre.

Agradeço à minha família pelo apoio e incentivo constante para concluir essa etapa da minha formação.

Agradeço a Frederico, pelo auxílio com as questões formais da pós-graduação durante o período sanduíche.

Agradeço aos funcionários da Assessoria de Assuntos Internacionais, em especial a a Roberto e à Betania, pelo auxílio prestado em todas as questões relacionadas ao período na Alemanha.

Para a minha estrela e para a minha pedra azul

Resumo: Diversos estudos anteriores mostraram evidências de que o sistema nervoso humano apresenta comportamento complexo. Apesar da arquitetura complexa e variável do sistema nervoso, o comportamento motor humano apresenta características comuns entre sujeitos e até mesmo entre tarefas diferentes. Isto indica que existem princípios de organização subjacentes, que são a um tempo responsáveis pelo controle de múltiplos graus de liberdade e por lidar com estímulos sensoriais em tempo real. Neste trabalho, um modelo de controle de trajetórias de membros superiores é apresentado para o controle e aprendizado de movimentos complexos. Este modelo se baseia na segmentação de movimentos complexos em elementos de movimento simples, que maximizam a suavidade e minimizam o tempo de execução do movimento. No primeiro experimento, o modelo é utilizado para descrever os padrões de movimento de diversas tarefas de membros superiores em 10 indivíduos saudáveis. No segundo experimento, as mesmas ferramentas são utilizadas para descrever as estratégias envolvidas no aprendizado de uma nova tarefa motora em 14 indivíduos saudáveis. Os resultados indicam que as propriedades emergentes do modelo são características do processo de planejamento motor e não decorrem simplesmente dos vínculos biomecânicos da tarefa. Este estudo abre novas possibilidades para o estudo da evolução do movimento durante processos de reabilitação motora e de aprendizado motor em geral.

Abstract: Several studies have shown evidence of complex behavior in the human nervous system. Despite the complex and highly variable architecture of the nervous system, humans present motor behaviors that are consistent across subjects and even across tasks. This indicates that underlying optimization principles are at work, which are responsible for dealing with many degrees of freedom and with the intrinsically non stationary nature of sensory inputs. In this study, a control model for upper-limb trajectories is presented, which is based on the segmentation of complex movements in simple movement elements that maximize smoothness and minimize movement duration. In the first experiment, the model is used to describe movement patterns of several arm reaching and drawing tasks in 10 healthy subjects. In the second experiment, the same tools are used to describe motor learning strategies of optimization involved in learning a new motor task by 14 healthy subjects. Experimental evidence indicates that the complex properties that characterize the model are an effect of the motor planning process, as opposed to a trivial consequence of the biomechanical constraints involved in the movement. The results open new possibilities for monitoring the evolution of subjects along the rehabilitation and motor learning process.

Sumário

Introdução	11
------------------	----

Capítulo 1 - Complexidade no movimento humano

1.1 Complexidade de sistemas biológicos	12
1.2 Fenômenos críticos e sistemas dinâmicos	13
1.3 Sistemas Complexos	14
1.4 Auto-organização, ruído $1/f^\beta$ e criticalidade auto-organizada	15
1.5 Complexidade no organismo humano	16
1.6 Complexidade no sistema nervoso	17
1.7 Criticalidade no movimento humano	19

Capítulo 2 - Complexidade e dimensionalidade no controle motor

2.1 Marcas da história	21
2.2 Redundância e flexibilidade	22
2.3 Teoria do controle de feedback ótimo	23
2.3.1 Modelos de ciclo aberto e fechado	23
2.3.2 Controle de feedback ótimo e controle sensório motor	24
2.4 Modularidade no controle motor	25

Capítulo 3 - Teorias variacionais do controle de trajetórias

3.1 Controle de Trajetórias: Abordagem Variacional.....	29
3.1.1 Controle motor e geometria	31
3.1.2 Modelo de Hoff-Arbib	32
3.1.3 Implicações do modelo de Hoff-Arbib	34
3.1.4 Outras abordagens	35
3.2 Otimização e modularidade	35
3.3 Hipóteses	36

Capítulo 4 - Controle de movimentos complexos

4.1 Participantes	38
4.2 Montagem experimental	39
4.3 Descrição das tarefas motoras	39
4.4 Processamento dos dados	41
4.5 Medidas de complexidade e qualidade do movimento	42
4.6 Análise estatística	43
4.7 Espectro de potência da posição	44
4.8 Relações de escala	51
4.8.1 Comparação entre tarefas	55
4.9 Distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento	56
4.10 Autossemelhança dos elementos de movimento	58
Capítulo 5 - Aprendizado motor em uma tarefa de equilíbrio	
5.1 Participantes	62
5.2 Montagem experimental	62
5.3 Pré-seleção e limpeza dos dados	64
5.4 Segmentação do movimento	65
5.5 Índice de irregularidade	65
5.6 Análise estatística	65
5.7 Evolução da pontuação e dos parâmetros do movimento	66
5.8 Evolução da complexidade do movimento ao longo do treinamento. 70	
5.8.1 Espectro de potência	70
5.8.2 Relações de escala	71
5.8.3 Distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento... 73	
5.8.4 Autossemelhança	74
5.9 Etapas do aprendizado motor	76
Capítulo 6 - Conclusões e perspectivas futuras	
6.1 Perspectivas futuras	81
Referências	82
Apêndice A	90
Apêndice B	97

Lista de figuras:

Figura 2.1: Esquemas de controle motor feedback, feedforward e misto.

Figura 3.1: Variáveis cinemáticas simuladas de para o modelo de Hoff.

Figura 4.1: Tarefas motoras realizadas no primeiro experimento.

Figura 4.2: Espectro de potência para a posição na tarefa de movimentos aleatórios.

Figura 4.3: Intervalos de confiança de 95% do teste de Wilcoxon pareado para a diferença nos valores de β entre os eixos coordenados por tarefa.

Figura 4.4: Distribuição dos valores do expoente β de decaimento do espectro de potência por tarefa e eixo.

Figura 4.5: Distribuição dos valores do expoente β por eixo para as tarefas bidimensionais.

Figura 4.6: Distribuição dos valores do expoente β por eixo para as tarefas unidimensionais e tridimensionais.

Figura 4.7: Correlação entre o tamanho dos elementos de movimento, a velocidade média e o fator K de Hoff.

Figura 4.8: Relação entre velocidade média e deslocamento total no elemento de movimento para cada tarefa.

Figura 4.9: Trajetórias no plano XY e relações de escala entre deslocamento e velocidade média para as tarefas bidimensionais.

Figura 4.10: Elementos de movimento para as tarefas unidimensionais e coeficientes de correlação entre perfis de velocidade previstos e observados.

Figura 4.11: Distribuição acumulada complementar dos tamanhos dos elementos de movimento por tarefa.

Figura 4.12: Perfil de velocidade médio no elemento de movimento por tarefa e eixo.

Figura 4.13: Perfil de velocidade médio no elemento de movimento por eixo para as tarefas bidimensionais.

Figura 4.14: Perfis de velocidade médios no elemento de movimento por eixo agrupados por subespaço de planejamento.

Figura 4.15: Perfil de velocidade médio no elemento de movimento no eixo y para as tarefas unidimensionais planejada e não planejada.

Figura 5.1: Representação gráfica do jogo.

Figura 5.2: Distribuição da pontuação alcançada pelos participantes ao longo das sete rodadas.

Figura 5.3: Distribuição do número de elementos de movimento por rodada e por eixo.

Figura 5.4: Distribuição dos valores do índice de irregularidade W por rodada e por eixo.

Figura 5.5: Distribuição dos valores do expoente β de decaimento do espectro de potência por rodada e por eixo.

Figura 5.6: Relação de escala entre velocidade média e deslocamento no elemento de movimento por rodada e por eixo.

Figura 5.7: Distribuição dos valores do coeficiente de correlação de Pearson entre perfis os de velocidade observado e previsto por rodada e por eixo.

Figura 5.8: Distribuição acumulada complementar dos tamanhos dos elementos de movimento por rodada e por eixo.

Figura 5.9: Histograma dos tamanhos dos elementos de movimento por rodada e por eixo.

Figura 5.10: Perfis de velocidade médios no elemento de movimento por eixo e por rodada.

Figura 5.11: Percentual da variância no subespaço irrelevante da tarefa, por rodada.

Figura A1: Perfis de velocidade médios no elemento de movimento por eixo agrupados por subespaço de planejamento incluindo o movimento unidimensional não planejado.

Figura B1: Percentual da variância associada em ambos os eixos do movimento por rodada.

Lista de Tabelas:

Tabela 4.1: Valor médio e desvio do expoente do β de decaimento do espectro de potência para cada tarefa e eixo.

Tabela 4.2: Resultados do teste de Tukey para diferenças entre tarefas sobre o expoente β .

Tabela 4.3: Resultados do teste de Tukey para diferenças entre eixos coordenados sobre o expoente β .

Tabela 4.4: Valores do expoente α , do coeficiente de correlação r entre valores de D e V obtidos e previstos pela equação 3.21 e valores do fator de K Hoff.

Tabela 5.1: Valores do expoente α e do coeficiente de correlação entre o perfil de velocidade observado e previsto pela equação 3.10 por rodada, em ambos os eixos, para todos os sujeitos.

Tabela 5.2: Variância dos tamanhos dos elementos de movimento normalizados por rodada e por eixo.

Tabela A.1: Resultados do teste de Tukey para a comparação entre tarefas sobre o expoente β .

Tabela A.2: Ajuste da lei de potência para todas as tarefas e eixos.

Tabela A.3: Intervalos de confiança e p-valores para a comparação entre os perfis de velocidade por eixo e por subespaço de planejamento.

Introdução

Este trabalho começa com uma inquietação advinda do meu trabalho desenvolvido no Núcleo de Inovação Tecnológica em Reabilitação (NITRE): Compreender os princípios de otimização por trás do controle motor e do aprendizado motor envolvido no processo de reabilitação de pacientes neurológicos.

Ao longo do texto, a discussão do problema terá como ponto de partida de um lado a visão do sistema nervoso e do próprio movimento como sistema complexo e do outro as principais teorias do controle motor. A partir da interface entre estas duas perspectivas, serão discutidos os resultados de dois experimentos realizados com indivíduos saudáveis e que buscam respectivamente elucidar os princípios do controle motor e do aprendizado de novas tarefas.

No primeiro capítulo, será feita uma breve discussão sobre as bases históricas do estudo da complexidade e, mais especificamente, da complexidade no movimento. No segundo capítulo será posto o problema do controle de múltiplos graus de liberdade pelo sistema motor humano, enquanto no terceiro capítulo serão discutidas duas soluções oferecidas ao problema do controle motor. Além disso, será apresentada a obtenção de uma relação de escala para o controle do movimento, a partir de um modelo proposto anteriormente, que otimiza a duração e a suavidade do movimento. No quarto capítulo serão discutidos a execução e os resultados de um experimento, realizado com o intuito de verificar a otimização descrita acima para tarefas complexas de membros superiores. No capítulo 5, serão discutidos os princípios de otimização citados anteriormente, agora no contexto do aprendizado de uma tarefa motora nova. Por fim, no capítulo 6 serão discutidos os resultados obtidos e as perspectivas futuras decorrentes destes.

Capítulo 1: Complexidade no movimento humano

1.1 Complexidade de sistemas biológicos

Nos anos 40, o físico austríaco Erwin Schrödinger iniciou uma corrente de pensamento que viria a trazer grandes contribuições para o estudo da vida. Em seu livro *O que é vida? - O aspecto físico da célula viva*¹ (Schrödinger 1944), Schrödinger introduziu uma descrição da célula (e mais amplamente dos sistemas vivos) como sistema termodinâmico aberto fora do equilíbrio e em constante interação com o ambiente, exposto a gradientes externos. A partir dessa ótica, Schrödinger aponta para o surgimento da riqueza da organização e comportamentos observados na biologia como consequência da natureza intrinsecamente não estacionária dos sistemas vivos e da sua interação com o meio. Longe de se limitar ao momento histórico em que foram concebidas, as ideias de Schrödinger influenciaram o desenvolvimento da pesquisa em diversas áreas ao longo do século XX (Murphy and O'Neill 1997).

Posteriormente, o físico Ilya Prigogine (também influenciado pelos trabalhos de Schrödinger) estabeleceu as bases para o tratamento matemático da termodinâmica de sistemas fora do equilíbrio (Prigogine & Nicolis 1977). Com isso, Prigogine e outros abriram novas possibilidades tanto para o aprofundamento da compreensão dos sistemas biológicos, quanto para a uma possível extensão da termodinâmica clássica para sistemas abertos (Prigogine & Lefever 1973).

Implícita tanto nos trabalhos de Schrödinger quanto de Prigogine e outros, está a noção de que a ordem gerada pelos sistemas vivos é consequência de uma tendência destes sistemas a resistir a mudanças estruturais e manter sua forma frente à influência de um meio ambiente externo em mudança constante. Esta noção encontra uma expressão importante na neurociência da percepção e do movimento através das ideias do físico Karl Friston (Friston 2010). Friston e colaboradores desenvolveram um formalismo baseado na definição de energia livre

¹ O título original em alemão se traduz literalmente como: O que é vida? - A célula viva observada com os olhos da física.

do sistema nervoso como diferença entre representação interna (em termos de densidade de estados da rede neuronal) e a entrada sensorial recebida através dos sentidos (Friston, Kilner & Harrison 2006). A partir deste formalismo, estes pesquisadores conseguiram obter os comportamentos complexos resultantes observados no sistema macroscópico.

No entanto, antes de discutir os mecanismos através dos quais o processo de auto-organização em sistemas vivos ocorre, é importante compreender o que se entende por sistemas complexos, auto-organização e em quais aspectos este tipo de organização difere do comportamento observado em sistemas em equilíbrio.

1.2 Fenômenos críticos e sistemas dinâmicos

A teoria dos sistemas dinâmicos e a teoria dos fenômenos críticos produziram importantes implicações para a compreensão dos processos de formação e organização de diversos sistemas observados na natureza. Iniciada com os trabalhos do matemático francês Henri Poincaré no final do século XIX, a teoria dos sistemas dinâmicos recebeu contribuições de Lorenz, Feigenbaum, Yorke, Coulet, Takens e outras pesquisadoras e pesquisadores. O estudo da teoria de sistemas dinâmicos mostrou que, de acordo com a região do espaço de parâmetros e valores iniciais do sistema, este pode apresentar *bifurcações*², que propriedades qualitativamente diferentes. Este aspecto oferece um ponto de intersecção direto com a teoria dos fenômenos críticos, já que o comportamento na vizinhança do ponto crítico poderia ser determinado usando a teoria de fenômenos críticos e transições de fase.

Com a teoria de fenômenos críticos, modelos teóricos e experimentos mostraram que determinados sistemas apresentam um comportamento livre de escala na vizinhança do ponto crítico, transições de fase, correlações de longo alcance e padrões de autossimilaridade espacial e / ou temporal (Stanley 1971; Stanley 1999).

² Bifurcações são descontinuidades no comportamento do sistema induzidas por variações no parâmetro de ordem do sistema, presente nas equações da dinâmica. Um exemplo clássico é o valor do parâmetro r no modelo de crescimento logístico.

Um exemplo clássico deste tipo de comportamento é o modelo de Ising para a magnetização (Salinas 1997). Acima da temperatura crítica T_c , o sistema exibe fase desordenada, na qual a correlação entre spins espacialmente separados decai rapidamente com a distância e a magnetização é nula. Abaixo da temperatura T_c , o sistema exibe magnetização, mas a correlação espacial também decai rapidamente, pois cada spin encontra-se fixo e sofre pouca influência dos outros spins na vizinhança. Na temperatura $T = T_c$ porém, diversas grandezas, em especial o calor específico e a diferença entre a correlação espacial e a magnetização média divergem com uma lei de potência da forma $\epsilon \propto |(T - T_c)/T_c|^{-\nu}$, na qual o expoente crítico ν tem um valor fixo e vale para uma classe de sistemas diferentes. Estas interações de longo alcance dão origem à formação de domínios magnéticos de estrutura complexa, que somente são encontrados neste estado crítico.

Por outro lado, características similares foram também observadas em diversos sistemas na natureza (Gleria et al 2004). Terremotos (Schuster 2008), atividade geomagnética (Chapman et al 1998), chuvas (Peters & Neelin 2006), revoadas de pássaros (Cavagna et al 2010) e sistemas artificiais como a Internet (Faloutsos et al 1998) compartilham muitas destas propriedades e são classificados como *sistemas complexos*.

1.3 Sistemas Complexos

Uma definição universalmente aceita de sistema complexo ainda não existe, embora diversos critérios tenham sido propostos para classificar tais sistemas. Sem a pretensão de estabelecer uma definição universalmente válida, pode-se definir sistemas complexos como (Jensen 1998):

Sistemas abertos de evolução lenta, forçados por gradientes externos (**não estacionariedade**), compostos de diversas subunidades. Estas subunidades interagem localmente de forma a produzir padrões globais não triviais (**não linearidade**). As interações locais se expressam nas propriedades globais em diversas escalas espaciais e temporais (**correlações de longo alcance**,

comportamento livre de escala e auto-afinidade ou autossemelhança³). Estas propriedades do sistema, por sua vez, estão associadas um parâmetro de ordem bem definido (**criticalidade**), que determina o comportamento global do sistema na vizinhança do ponto crítico.

1.4 Auto-organização, ruído $1/f^\beta$ e criticalidade auto-organizada

Uma tentativa de explicar o surgimento da organização em sistemas críticos foi proposta por Bak, Tang e Wiesenfeld (Bak, Tang & Wiesenfeld 1987), que cunharam o termo *criticalidade auto-organizada*. No modelo de Bak-Tang-Wiesenfeld (BTW, também conhecido como modelo de *pilha de areia*), a altura $h(x,y)$ em uma célula numa malha bidimensional varia ao longo do tempo com a adição aleatória de novos grãos e de acordo com a posição das células vizinhas. Sempre que a altura h numa dada célula ultrapassa um valor limite (fixo no modelo), o valor da altura é reduzido e o valor excedente é transferido para as células adjacentes. A dinâmica temporal resultante deste modelo produz “avalanches” (transferência simultânea de grãos), cujos tamanhos obedecem a uma lei de potência da forma $D(s) \sim s^{-\alpha}$. O espectro de potência é dado por $S(f) \sim f^{2-\alpha}$, no qual $\alpha = 0.42$ no caso bidimensional e $\alpha = 0.9$ no caso tridimensional e portanto o espectro de potência decai com a frequência com expoentes $\beta_{2d} = 1.58$ e $\beta_{3d} = 1.1$.

Pelo fato de que nenhum ajuste externo de qualquer parâmetro é necessário, entende-se que o sistema macroscópico e suas subunidades estão organizados de tal forma, que o parâmetro de ordem tende sempre para o valor crítico (o valor crítico é um atrator do sistema) (Bak, Tang & Wiesenfeld 1987). Dessa forma, modelos que apresentam dinâmica de avalanche são exemplos de sistemas ditos criticamente auto-organizados.

³ Em um sistema “autossemelhante” as partes do sistema possuem a mesma forma geométrica que o sistema total, a menos de um fator de escala. Já em sistemas auto-afins, este fator de escala pode depender do eixo coordenado, ou até mesmo ser verificado somente através das propriedades estatísticas do sistema em diferentes escalas (auto-afinidade estatística).

No entanto, uma análise cuidadosa do modelo de pilha de areia (Dickman, Vespignani & Zapperi 1998; Dickman et al 2000) mostra que escondidos nas condições de contorno do modelo e nos pressupostos do modelo estão parâmetros fixos, cujos valores são determinantes para que o sistema exiba o comportamento descrito por Bak e colaboradores. Para outros valores destes parâmetros (por exemplo a inércia dos grãos), o sistema não exibe o espectro fractal $f^{-\beta}$ característico de sistemas críticos com comportamento livre de escala e por vezes nem mesmo exibe avalanches (Kadanoff et al 1989). Estes trabalhos colocam em dúvida a noção de que sistemas criticamente auto-organizados ajustam o próprio parâmetro de ordem sem interferência externa, já que o comportamento do sistema depende de um ajuste dos parâmetros que o definem. Mais plausível parece ser a ideia de que, para estes sistemas, o parâmetro de ordem esteja acoplado a um sistema de feedback externo atuante, que leva o sistema lentamente ao estado crítico (Gil & Sornette 1996).

Em experimentos, estudos que tentaram medir os expoentes do modelo de pilha de areia em laboratório encontraram diferentes valores para diferentes formatos de grãos (Frette et al 1996; Aegerter, Günther & Wijngaarden 2003). Isto indica que outros parâmetros precisam ser incorporados no modelo, a fim de poder descrever avalanches reais de forma adequada. No entanto, diversas características do modelo, em especial a noção de avalanche e de criticalidade como produto de leis simples aplicadas a sistemas de muitos elementos encontram aplicação em várias áreas do conhecimento.

Por fim, é importante ainda mencionar outros mecanismos possíveis de geração de avalanches. Processos de ramificação ou *branching* (Hergarten 2012; Zapperi, Lauritsen & Stanley 2008), modelos de crescimento de superfícies e percolação direta (Dickman et al 2000) também são capazes de gerar mecanismos de avalanche. Em especial, este repertório de mecanismos distintos é essencial para compreender melhor a ocorrência de fenômenos complexos no organismo humano.

1.5 Complexidade no organismo humano

O comportamento complexo descrito na seção anterior já foi observado em estudos anteriores envolvendo sistemas biológicos. Peng e colaboradores mostraram, por exemplo, que a variabilidade cardíaca em indivíduos saudáveis apresenta correlações de longo alcance semelhantes às aquelas observadas em sistemas críticos, enquanto indivíduos com insuficiência cardíaca congestiva apresentam uma quebra neste padrão (Peng et al 1995). De forma semelhante, Hausdorff observou um padrão fractal de autocorrelação na variabilidade entre tamanhos de passos em indivíduos saudáveis, que apresenta alterações em idosos e em indivíduos com a doença de Parkinson (Goldberger et al 2002).

Estes e outros estudos indicam o papel central da complexidade no funcionamento do organismo humano e chegam a sugerir que o desequilíbrio neste funcionamento, que se mostra nos diferentes mecanismos envolvidos no aparecimento de doenças, está associado com uma perda de complexidade (Lipsitz & Goldberger 1992; Peng et al 1994). Outros estudos mostram, por outro lado, que a aparente perda de complexidade associada com mecanismos de doenças não é universal e depende da maneira como esta complexidade é quantificada (Vaillancourt & Newell 2002).

1.6 Complexidade no sistema nervoso

Em eletrofisiologia, Beggs e Plenz demonstraram a ocorrência de avalanches em registros de eletrodos multicanais in-vitro (Beggs & Plenz 2003). O mesmo grupo de pesquisa mostrou ainda que o perfil temporal (tamanho e duração) destas avalanches observadas em culturas neuronais (in-vitro) podem ser descritos por leis de escala simples e uma relação matemática bem definida entre os expoentes críticos (Friedmann et al 2012). Além disso, a existência de regiões de comportamento supercrítico e subcrítico também foi demonstrada através da manipulação química do meio extracelular, enfatizando assim o caráter especial do estado crítico.

De forma independente, Tkačik e colaboradores (Tkačik et al 2015) mostraram sinais de criticalidade em registros multicanais de neurônios da retina da salamandra exposta a imagens naturais. Neste estudo, a atividade de até 160

neurônios foi registrada simultaneamente e a rede neuronal resultante foi tratada como um ensemble termodinâmico composto de muitos spins, uma espécie de implementação física do modelo de Ising com entidades biológicas. Eles mostraram que, no limite termodinâmico, uma grandeza análoga à capacidade térmica apresenta uma divergência crítica com a temperatura. O mesmo comportamento é observado ao variar a correlação entre pares de neurônios (ao invés de variar a temperatura como parâmetro de ordem). Este tipo de comportamento é observado em sistemas críticos clássicos em equilíbrio, como o modelo de Ising descrito anteriormente.

Em seres humanos, Chialvo e Fraiman mostraram, numa série de trabalhos que, em termos de conectividade cerebral medida por ressonância magnética funcional, o cérebro exibe expoentes críticos e transições de fase similares ao modelo de Ising bidimensional (Fraiman et al 2009; Tagliazucchi et al 2012). Já Gong e colaboradores (Gong, Nikolaev & Leeuwen 2007) mostraram invariância de escala dos padrões de sincronização da atividade cerebral em seres humanos.

Os trabalhos citados anteriormente evidenciam a natureza do estado criticamente organizado em que o cérebro se encontra, que presumidamente proporciona uma flexibilidade de resposta superior ao esperado nos regimes subcrítico e supercrítico. De fato, na área de neurociência computacional, Kinouchi e Copelli (Kinouchi & Copelli 2006) mostraram que redes neuronais no estado crítico são capazes de otimizar seu range dinâmico, sua sensibilidade e capacidade de transmissão de informação.

Em um outro estudo numérico, Juanico e Monterola mostraram que o modelo de avalanches consegue descrever padrões de atividade em redes neurais satisfatória (Juanico & Monterola 2007). Eles propõem que a formação do espectro do tipo $f^{-\beta}$ (e do estado crítico propriamente dito) depende não só da interação entre as diversas unidades (neurônios) que produzem sinais de alta frequência, mas principalmente das flutuações lentas do meio extracelular, que atua impondo o gradiente externo necessário.

Finalmente, na psicologia, o ruído do tipo $f^{-\beta}$ já foi observado em diversos experimentos, incluindo experimentos de tomada de decisão e medidas de tempo

de resposta em testes de associação de palavras (Van Orden, Holden & Turvey 2003; Grigolini et al 2009).

Como visto anteriormente, a arquitetura subjacente do sistema nervoso está organizada de forma complexa. Desta forma, é natural que os comportamentos gerados a partir desta estrutura apresentem características similares às observadas em sistemas complexos. Neste capítulo serão discutidos tanto os fenômenos complexos observados no controle motor humano, quanto os mecanismos usados pelo sistema nervoso para lidar com esta complexidade.

1.7 Criticalidade no movimento humano

Em meados dos anos 80, uma série de trabalhos foi desenvolvida usando conceitos da teoria de sistemas dinâmicos para explicar a coordenação do movimento humano em termos de estruturas dissipativas (Kugler et al 1980; Kelso et al 1980). Dentre os modelos mais bem estudados, destaca-se o modelo HKB desenvolvido por Haken, Kelso e Bunz para explicar transições de fase na coordenação do movimento (Haken, Kelso & Bunz 1985).

No experimento usado para testar o modelo (Kelso 1984), indivíduos foram instruídos a oscilar os indicadores das duas mãos simultaneamente de forma anticíclica, acompanhando a frequência de um sinal luminoso. Com o aumento gradual da frequência, o modo estável anti-fase ($\Phi=180^\circ$) se torna instável (flutuações críticas) ao se aproximar de uma frequência crítica e o movimento sofre uma transição abrupta para o modo em fase ($\Phi=0^\circ$). De forma interessante, a frequência crítica assume um valor individual para cada pessoa, mas que se mantém constante quando descrita em termos de múltiplos da frequência de conforto de cada pessoa.

O modelo HKB procura descrever o comportamento do sistema em termos da diferença de fase Φ entre as oscilações das duas mãos como parâmetro de ordem do sistema. O fenômeno já foi demonstrado para movimentos envolvendo múltiplas articulações (Buchanan & Kelso 1993). Além disso, estudos mais recentemente mostraram que a estabilidade dos modos de oscilação depende fortemente da

integração de outras modalidades sensoriais (visão, tato, etc), indicando a influência do processamento cognitivo de alto nível no processo (Kelso et al 2001;Mechsner et al 2001). Assim, a criticalidade na coordenação do movimento parece advir de processos superiores de planejamento motor e percepção e não dos fatores biomecânicos ou músculo-esqueléticos. Tognoli e Kelso argumentam que o mecanismo de sincronização de áreas espacialmente segregadas cumpre um papel determinante na geração de estados metaestáveis (representados por atratores no espaço de parâmetros relevante) no cérebro e é essencial para a flexibilidade e adaptação exibidas pelo comportamento motor humano (Tognoli & Kelso 2014).

Numa abordagem complementar, Torre e colaboradores discutem a presença de autocorrelações de longo alcance da forma $f^{-\beta}$ em séries temporais da fase relativa ϕ entre oscilações das duas mãos no experimento de coordenação bimanual descrito anteriormente (Torre, Delignières & Lemoine 2007; Torre & Wagenmakers 2009). Os autores concluem que os modelos atuais de coordenação bimanual, apesar de descreverem o comportamento da transição de fase que ocorre com o aumento da frequência, não são capazes de descrever a origem das correlações de longo alcance de forma satisfatória. Especificamente, o modelo HKB descrito anteriormente só consegue descrever as correlações de longo alcance nas séries temporais do modo fora de fase e não do modo em fase,também observadas experimentalmente.

Os estudos discutidos anteriormente apontam para uma visão do sistema de controle motor humano como sistema criticamente auto-organizado em resposta à interação com o ambiente. Em especial, no contexto do controle do movimento humano e do aprendizado de novas tarefas motoras, estas propriedades complexas exercem um papel decisivo, como será visto no capítulo seguinte.

Capítulo 2: Complexidade e dimensionalidade no controle motor

2.1 Marcas da história

Desde que os primeiros invertebrados começaram a se locomover, a otimização do movimento tem ocupado um papel central na evolução dos seres vivos (Shadmehr & Wise 2005). E os seres humanos não fogem à regra. De fato, diversos comportamentos considerados complexos exibidos pelos seres humanos podem ser enxergados como formas de otimizar o movimento para alcançar algum objetivo relevante do ponto de vista da adaptação. Fala, locomoção, movimentos de preensão e muitos outros são exemplos de comportamentos que se mostraram vantajosos ao longo do processo evolutivo.

Por conta desta dinâmica evolutiva, muitos destes comportamentos carregam e são em grande parte definidos por elementos da sua história evolutiva. Um exemplo representativo pode ser encontrado na estrutura da mão humana, que possui no mínimo vinte e sete graus de liberdade (Santello et al 2013; Haggard & Flanagan 1996). Por ser capaz de realizar tarefas altamente específicas como uso de ferramentas e manuseio de instrumentos musicais complexos, a mão humana possui uma estrutura altamente redundante para a realização de tarefas comparativamente simples, como levar um objeto à boca. O mesmo se aplica a outras tarefas que envolvem apenas um número limitado de graus de liberdade. A questão que se coloca então é: dadas posição inicial e final da trajetória, com base em quais parâmetros o sistema nervoso determina a trajetória que deverá ser executada?

A determinação da trajetória ótima para realizar uma determinada tarefa é dinâmica, pois precisa ser realizada em tempo real, conforme a tarefa avança. Assim, um indivíduo que corre para alcançar um ônibus deve desacelerar ao se aproximar do objeto, a fim de evitar uma colisão. Além disso, essa determinação é também contextual (Kawato 1999), já que a realização de uma mesma tarefa em condições diferentes demanda diferentes estratégias de controle. Por exemplo, segurar um objeto entre os dedos com as mãos suadas exige maior força de contato nas pontas

dos dedos do que o fazer com as mãos secas. Estes exemplos tornam claro que uma forma única e rígida de realizar uma dada tarefa não só é desvantajosa, mas efetivamente não é possível. Todo movimento de interesse prático só existe em constante interação com o ambiente ao redor (Lima e colaboradores 2010). E todo movimento é sempre realizado de acordo com os vínculos impostos pela arquitetura subjacente ao sistema motor e, como será discutido no capítulo seguinte, pelos respectivos mecanismos de controle motor.

2.2 Redundância e flexibilidade

Do ponto de vista de um mecanismo hipotético de controle central, simplesmente registrar o estado de cada uma das centenas de articulações do corpo (quantidade estimada entre 250 e 400 a cada instante de tempo já seria uma tarefa formidável. Soma-se a isso o número de músculos que exercem torque sobre cada uma destas articulações, da ordem de 600, e o número de parâmetros que define o estado de cada um destes músculos e articulações (ângulos, comprimento do músculo, força, etc) e o número de variáveis simultâneas a serem registradas e controladas se eleva rapidamente. A formulação deste problema e a constatação de que tal mecanismo central de controle seria extremamente ineficiente ficou conhecida como o *problema da dimensionalidade* e é atribuída ao neurofisiologista soviético Nicolai Bernstein (Bernstein 1967; Turvey 1990). Desde então, diversas teorias e modelos foram desenvolvidos com o intuito de descrever o modo como o sistema nervoso lida com o problema da dimensionalidade no controle do movimento (Shadmehr & Wise 2005).

Em um primeiro momento seria de se esperar que, dado o elevado número de graus de liberdade envolvidos no controle motor, a quantidade de soluções possíveis para uma dada tarefa também fosse grande. No entanto, o que se observa na prática é que indivíduos diferentes consistentemente utilizam mecanismos de controle semelhantes para tarefas semelhantes. Esta estereotipificação do movimento é uma indicação de que a sua otimização envolve princípios fundamentais subjacentes, que levam a uma redução considerável no número de graus de liberdade disponíveis para a realização do movimento.

Por outro lado, alguns modelos conceituais, em especial a *teoria de controle de feedback ótimo* (Todorov & Jordan 2002), tratam o excesso de graus de liberdade como uma vantagem em termos de flexibilidade do mecanismo de controle do movimento. Se apenas um subespaço do conjunto de graus de liberdade é relevante para a tarefa em questão, o sistema motor pode exibir uma maior variabilidade no resto do espaço de parâmetros e ainda assim realizar a tarefa com sucesso.

Nas próximas seções esse tópico será discutido com maior profundidade no âmbito das teorias de controle motor e das duas principais abordagens para o problema da dimensionalidade.

2.3 Teoria do Controle de Feedback Ótimo

A primeira abordagem discutida neste trabalho descreve o controle motor como um sistema de controle clássico, que modela a relação entre entrada e saída do sistema de forma linear (Adams 1971).

2.3.1 Modelos de ciclo aberto e fechado

Neste ponto é interessante discutir a distinção entre os chamados modelos de ciclo aberto e modelos de ciclo fechado (do inglês *open loop x closed loop*). Nos modelos de ciclo aberto, também conhecidos como modelos de controle prévio, um comando motor é definido antes do início do movimento. Assim, o papel do retorno sensorial é simplesmente corretivo e só tem relevância após o final da trajetória, como sinal da execução bem sucedida do movimento. Este modelo de controle prevê de forma aproximada o controle de trajetória para movimentos rápidos, onde não há tempo o suficiente para o processamento adequado do retorno sensorial (Shadmehr & Wise 2005).

Já nos chamados modelos de controle de retorno ou modelos de ciclo fechado, os padrões de ativação muscular são definidos em tempo real, após o início do movimento. Estes padrões são gerados de acordo com um sinal de erro

proporcional à distância entre a posição do membro em movimento e o alvo (Shadmehr & Wise 2005).

Já nos modelos mistos ou híbridos, um comando motor inicial é enviado antes do início do movimento e em seguida atualizado constantemente ao longo do movimento, de acordo com o retorno sensorial recebido ao longo da execução da sua execução.

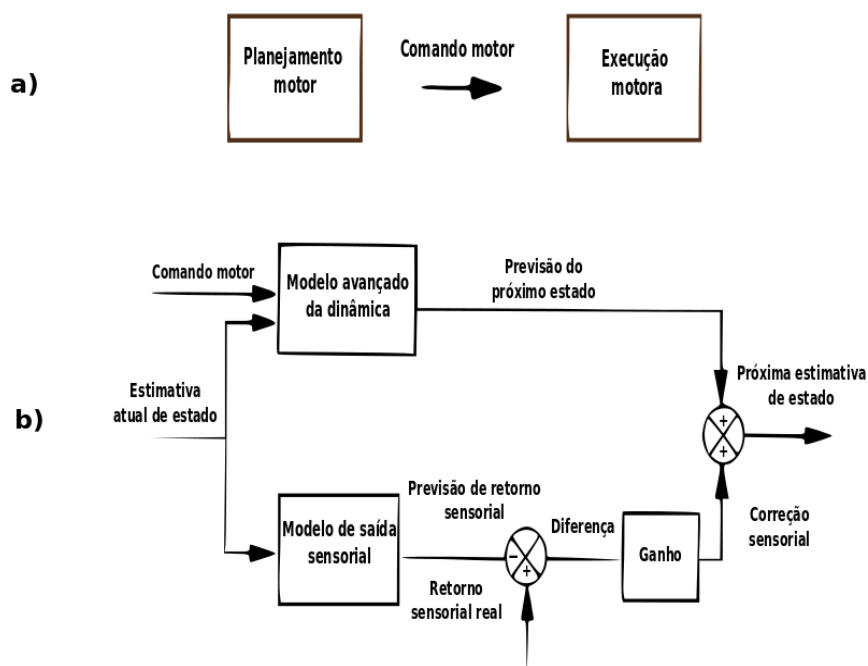


Figura 2.1: a) Modelo de controle de ciclo aberto. Neste modelo, a sequência de comandos motores é planejada integralmente e depois executada através de um comando motor. b) Modelo de controle misto. Neste modelo, um sinal motor inicial dá início a um ciclo de ações motoras, que são constantemente corrigidas através do erro entre a resposta sensorial prevista por um modelo interno e a resposta sensorial real após a execução da ação motora.

2.3.2 Controle de feedback ótimo e controle sensório motor

No âmbito das teorias de controle de feedback ótimo, alguns modelos foram propostos, que possuem em comum uma ênfase no aspecto ruidoso do sistema

sensório-motor (Harris & Wolpert 1998). Nesta abordagem não existe um modelo de controlador ideal que registra as coordenadas com precisão infinita, mas sim um mecanismo de controle que opera com estimativas ruidosas das coordenadas do sistema e atua de forma a minimizar a incerteza da posição final com relação ao alvo (Wolpert, Diedrichsen & Flanagan 2011). A partir desta abordagem é possível mostrar que as trajetórias derivadas deste controlador são trajetórias que maximizam a suavidade e portanto minimizam o arranque ao longo da trajetória. No entanto, esta abordagem difere da derivação puramente matemática da trajetória ideal por ter uma justificativa neurofisiológica relativamente sólida e por isso tem recebido atenção nos últimos anos (Todorov 2004). Este modelo obteve sucesso em descrever uma grande variedade de movimentos diferentes, desde movimentos sacádicos dos olhos a movimentos de alcance (Harris & Wolpert 1998).

Além disso, a teoria do controle de feedback ótimo apresenta uma das soluções para o problema da dimensionalidade. A solução nesse caso consiste em reduzir ao mínimo possível as intervenções do sistema de controle, que se limita a evitar erros no **subespaço relevante** para a tarefa, enquanto erros em coordenadas irrelevantes para a realização da tarefa são permitidos (Valero-Cuevas, Venkadesan & Todorov 2009). Este princípio de intervenção mínima aplicado ao controle motor ficou conhecido como *hipótese da variedade não controlada* (Scholz & Schöner 1999; Scholz & Schöner 2014). A tarefa de determinar o subespaço relevante para a tarefa em questão pertence ao domínio do aprendizado motor.

2.4 Atomicidade⁴ no controle motor

O segundo elemento importante na derivação do modelo de controle motor que será posteriormente utilizado neste trabalho, e que traz uma segunda solução para o problema da dimensionalidade, é a noção de *primitivos motores*. Primitivos motores são unidades funcionais mínimas de movimento, utilizadas pelo sistema motor para compor movimentos mais elaborados (Sternad 2008). Primitivos motores apresentam uma solução diferente para o problema da dimensionalidade

⁴ O termo atomicidade refere-se aqui ao controle através de primitivos motores sequenciais indivisíveis.

apresentado no início do capítulo, já que o mecanismo de controle agora consiste em selecionar uma sequência de elementos a partir de um repertório finito de unidades de movimento. Efetivamente esta transformação consiste em discretizar o espaço de parâmetros, ao mesmo tempo em que o limita a um número finito de elementos. Recentemente, métodos de controle baseados em primitivos motores têm encontrado extensa aplicação na robótica (Alessandro et al 2013; Santello et al 2016).

Embora a noção de primitivos motores associado ao controle do movimento biológico seja eminentemente teórica, um extenso corpo de evidências em animais humanos e não humanos (Flash & Hochner 2005; d'Avella et al 2015) aponta para a existências destes primitivos nos níveis cinemático (Santello, Flanders & Soechting 1998), muscular (**Ting & Macpherson 2005; Ting & Macpherson 2007**; Bizzi & Cheung 2013) e até mesmo a nível de representação cortical (Morrow, Pohlmeier & Miller 2009; Overduin et al 2012 ; Leo et al 2016).

No nível de atividade cerebral, alguns estudos apresentam importantes evidências em favor da noção de que o planejamento motor envolve o uso de primitivos motores invariantes com relação a escala (Harpaz, Flash & Dinstein 2014). Além disso, em um estudo recente, Leo e colaboradores encontraram uma associação entre a atividade de determinadas áreas corticais com a produção de sinergias posturais em movimentos da mão (Leo et al 2016). Este resultado corrobora a noção de uma representação modular de movimentos complexos da mão a nível cortical.

Por outro lado, as características que são consistentes com a teoria dos primitivos motores, especialmente em termos das chamadas sinergias musculares (unidades de coativações de grupos musculares), são também consistentes com outros modelos de controle motor (Kutch & Valero-Cuevas 2012). Como nem todos estes modelos pressupõem necessariamente um mecanismo modular de controle, a existência de sinergias musculares de origem neural ainda não foi resolvida de forma definitiva e o tema permanece sendo objeto de pesquisa intensa.

No nível cinemático, os trabalhos desenvolvidos pelo psicólogo sueco Claes von Hofsten e colaboradores nos anos 80 demonstraram que a segmentação do movimento em humanos pode ser observada desde a primeira infância e parece ser

otimizada ao longo do desenvolvimento (von Hofsten 19879; von Hofsten 1980). Cada um destes primitivos motores tem a forma de sub-movimentos caracterizados por se iniciar e finalizar com velocidade nula, com um período de aceleração e um período de desaceleração intermediários. Para estes submovimentos, a curva da velocidade em função do tempo usualmente apresenta uma forma estereotípica de sino. Os trabalhos de von Hofsten e outros mostram que a quantidade destas unidades de movimento tende a diminuir com o desenvolvimento, um processo que, como será argumentado no capítulo 5, parece estar associado com o processo de *aprendizado motor* ou *aprendizagem motora*.

Uma outra evidência para a modularidade no nível cinemático de controle motor vem de estudos do controle inibitório (Allen, Kornblum & Meyer 1986; Ramakrishnan & Murthy 2013). Estes estudos utilizaram em um paradigma experimental do tipo “Go-Stop” para movimentos de escrita bidimensionais. Neste paradigma, em cada rodada, cada participante inicia o movimento após um sinal de partida e executa o movimento até o fim, exceto quando um segundo sinal de parada é emitido em seguida. Os sinais de parada são emitidos apenas numa parcela pequena das rodadas, a fim de evitar estratégias compensatórias (como atrasar o início do movimento). Os resultados mostram que, na maioria das rodadas nas quais o sinal de parada é emitido, as trajetórias apresentam múltiplos picos de velocidade após o sinal de parada (Sosnik, Shemesh & Abeles 2007). Este resultado se mantém, mesmo quando o tempo de reação de aproximadamente 200 milissegundos é levado em consideração.

Além disso, os autores segmentaram a trajetória em *motifs* de acordo com o valor da curvatura do movimento (positiva, negativa, nula). Estes padrões de repetição foram usados para avaliar o efeito da posição do sinal de parada em termos do percentual de completude da sequência de motifs. Os autores demonstraram que a probabilidade de que um dado movimento (descrito por uma sequência de motifs) seja completado após o sinal de parada decai quase linearmente com o percentual completado da tarefa no momento do sinal. Este resultado indica que pode existir um tipo de limiar, em termos de aspectos geométricos (e portanto de planejamento) do movimento, após o qual o movimento não pode mais ser interrompido. Estes

resultados são portanto consistentes com o uso pelo sistema nervoso de elementos de movimento na composição do movimento.

Os estudos discutidos apresentam evidências em favor da modularidade como uma estratégia importante no controle do movimento humano. A otimização do controle de trajetórias forma assim o segundo pilar do modelo que será utilizado neste trabalho. No próximo capítulo, serão discutidas algumas das principais teorias do controle de trajetórias e suas respectivas soluções apresentadas para o problema da dimensionalidade no controle dos múltiplos graus de liberdade presentes no sistema motor humano.

Capítulo 3: Teorias variacionais do controle de trajetórias

3.1 Controle de Trajetórias: Abordagem Variacional

Em um trabalho que deu início a uma importante corrente de pensamento no campo do controle motor, Neville Hogan e Tamar Flash construíram uma formulação variacional para o controle motor de trajetórias para movimentos de alcance direcionado (Hogan 1984; Flash & Hogan 1985). Estes movimentos descrevem a trajetória de um objeto pontual (que pode representar uma mão, membro, etc) que sai de um ponto inicial x_0 e se desloca até um ponto final x_f . Eles quantificaram a suavidade da trajetória através da integral do módulo do arranque (variação temporal da aceleração) ao quadrado ao longo do tempo do movimento:

$$J(x) = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} j^2 dt \quad (Eq. 3.1)$$

onde $j = \ddot{x}$ é a taxa de variação temporal da aceleração (também conhecida como *arranque*). Com base em experimentos anteriores com movimentos de alcance direcionado em primatas (Bizzi et al 1982), Flash e Hogan postularam que a trajetória ótima deveria minimizar o funcional J e assim maximizar a suavidade do movimento executado.

Se escrevemos a variável x como $X(t) = x(t) + \epsilon\delta(t)$, de forma que os valores de δ e de suas derivadas até a segunda ordem sejam nulos nos extremos, ou seja $\delta(t_0) = \delta(t_f) = \dot{\delta}(t_0) = \dot{\delta}(t_f) = \ddot{\delta}(t_0) = \ddot{\delta}(t_f) = 0$, no limite de $\epsilon \rightarrow 0$ resta somente o termo $x(t)$. Se reescrevermos então J em função de x e ϵ , temos:

$$J(\epsilon) = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} dt \left[\frac{d^3}{dt^3} (x + \epsilon\delta(t)) \right]^2 \quad (Eq. 3.2)$$

Para satisfazer as condição de mínimo, é necessário que

$$\frac{\partial J(\epsilon)}{\partial \epsilon} \Big|_{\epsilon=0} = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial \epsilon} \int_{t_0}^{t_f} dt (\ddot{x} + \epsilon \ddot{\delta})^2 \Big|_{\epsilon=0} = \int_{t_0}^{t_f} dt (\ddot{x} + \epsilon \ddot{\delta}) \ddot{\delta} = 0 \quad (Eq. 3.3)$$

Se usarmos integração por partes, obtemos:

$$\int_{t_0}^{t_f} dt \ddot{x} \ddot{\delta} = x^{(4)} \delta \Big|_{t_0}^{t_f} - \int_{t_0}^{t_f} dt x^{(4)} \ddot{\delta} \quad (Eq. 3.4).$$

O primeiro termo do membro direito da Eq. 3.4 se anula, pois as derivadas de $\delta(t)$ se anulam nos extremos até a segunda ordem. Se integrarmos o segundo termo mais uma vez por partes, obtemos

$$\int_{t_0}^{t_f} dt x^{(4)} \ddot{\delta} = x^{(5)} \dot{\delta} \Big|_{t_0}^{t_f} - \int_{t_0}^{t_f} dt x^{(5)} \dot{\delta} \quad (Eq. 3.5).$$

Por fim, mais uma integração por partes leva ao resultado

$$\int_{t_0}^{t_f} dt x^{(5)} \dot{\delta} = x^{(6)} \delta \Big|_{t_0}^{t_f} - \int_{t_0}^{t_f} dt x^{(6)} \delta \quad (Eq. 3.6).$$

Como o resultado acima deve ser válido para uma forma arbitrária de $\delta(t)$, temos então

$$x^{(6)} = 0 \quad (Eq. 3.7).$$

Desta forma, a solução para o problema é a família de polinômios de quinto grau em t :

$$x(t) = \sum_{k=0}^5 a_k t^k \quad (Eq. 3.8).$$

Pelo fato de que o movimento deve se iniciar com velocidade e aceleração nulas e com o uso da transformação $t_0 - t_f = d$, encontramos uma solução da forma

$$x(t) = x_0 + D \left(6 \frac{t^5}{d^5} - 15 \frac{t^4}{d^4} + 10 \frac{t^3}{d^3} \right) \quad (Eq. 3.9),$$

onde D é o deslocamento total do movimento. Esta solução produz uma curva de velocidade em função do tempo que tem a forma de uma curva de seno, dada por:

$$v(t) = D \left(30 \frac{t^4}{d^5} - 60 \frac{t^3}{d^4} + 30 \frac{t^2}{d^3} \right) \quad (Eq. 3.10)$$

Para movimentos de alcance que envolvem mais de uma dimensão, a trajetória ótima corresponde à composição das trajetórias de arranque mínimo em cada uma das dimensões:

$$J(x, y) = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} (j_x^2 + j_y^2) \quad (Eq. 3.11)$$

e tem como soluções

$$x(t) = x_0 + D_x \left(6 \frac{t^5}{d_x^5} - 15 \frac{t^4}{d_x^4} + 10 \frac{t^3}{d_x^3} \right) \quad (\text{Eq. 3.12})$$

$$y(t) = y_0 + D_y \left(6 \frac{t^5}{d_y^5} - 15 \frac{t^4}{d_y^4} + 10 \frac{t^3}{d_y^3} \right) \quad (\text{Eq. 3.13})$$

Richardson e Flash mostraram posteriormente que ao minimizar o funcional J para derivadas de ordens superiores ou inferiores, a razão entre a velocidade de pico **vMax** e a velocidade média da trajetória **vm** produz resultados discordantes dos valores obtidos em outros experimentos de psicofísica (Richardson & Flash 2002). Nestes estudos, o valor encontrado para a razão entre velocidade máxima e velocidade média para movimentos de alcance gira em torno de $R = 1,75$. Sendo assim, a função custo que melhor se adequa aos resultados empíricos é o funcional J da equação 3.6 que maximiza a suavidade da trajetória ($R = 1,875$), embora este modelo não encontre um respaldo claro na neurofisiologia.

3.1.1 Controle motor e geometria

A abordagem acima, usada para justificar o modelo de arranque mínimo, apresenta explicitamente a noção da geometria como um parâmetro importante na descrição do controle motor. Como será discutido ainda neste capítulo, esta noção é consistente com o comportamento de escalonamento de velocidade e posição observado ao longo de diversas escalas espaciais e temporais no movimento humano.

Neste contexto, Viviani e Terzuolo (Viviani & Terzuolo 1982) mostraram que, para movimentos de escrita, a velocidade tangencial é proporcional ao raio de curvatura $r(t)$ da trajetória. Em seguida, o mesmo grupo mostrou que essa relação é na verdade uma lei de potência da forma (Lacquaniti, Terzuolo & Viviani 1983)

$$v(t) = kr(t)^{\frac{1}{3}} \quad (\text{Eq. 3.14})$$

Em termos da velocidade angular $\theta(t)$ e da curvatura $C(t)$, essa relação tem a forma

$$\theta(t) = k_v C(t) \quad (\text{Eq. 3.15})$$

e por isso esta relação ficou posteriormente conhecida como *lei dos terços*.

É possível mostrar ainda, que a lei dos terços também pode ser expressa em termos de coordenadas afins, de forma que a trajetória que minimiza o arranque corresponde a uma trajetória com velocidade afim constante, ou constante por partes (Flash & Handzel 2007).

Em suma, os resultados empíricos mostram que não só a suavidade do movimento é um parâmetro importante na sua descrição, mas também velocidade e curvatura da trajetória obedecem a uma relação de escala bem definida.

A fim de unificar estes dois aspectos, Flash e Viviani conduziram um experimento para mostrar que os movimentos que minimizam a suavidade também obedecem a este tipo de relação de escalonamento (Viviani & Flash 1995). Neste experimento, participantes traçaram três figuras geométricas diferentes, cujos valores de curvatura foram comparados com a lei dos terços. Além disso, os movimentos foram modelados usando as equações 3.12 e 3.13 e apresentaram valores de posição consistentes com o modelo de arranque mínimo. Este resultado implica que ambos os mecanismos de organização do movimento (covariação entre velocidade e posição e otimização de controle de trajetória) parecem ter um papel relevante no controle do movimento planar de membros superiores.

Estudos posteriores mostraram que, apesar de a noção de escala no planejamento motor ser verificada em diversos movimentos, o valor do expoente em si pode variar de acordo com a tarefa em questão. Em especial, Huh e Sejnowski mostraram que para tarefas de desenho de espirais e outras *curvas de frequência pura*, o valor do expoente depende do parâmetro de frequência v que descreve a figura (Huh & Sejnowski 2015). As diferenças no expoente de escala entre as figuras de frequência pura está relacionada com a presença de diferentes escalas envolvidas no movimento.

3.1.2 Modelo de Hoff-Arbib

Apesar de seu sucesso empírico, o modelo simples de minimização do arranque possui uma característica indesejável. Na derivação da equação 3.9, o funcional J não possui dependência explícita do tempo. Dessa forma, as soluções ótimas não

levam em consideração o tempo de execução do movimento como uma variável a ser otimizada e portanto a solução obtida não corresponde a uma solução física aceitável.

Para dar uma resposta a esse problema, Hoff e Arbib (Hoff & Arbib 1993; Hoff 1994;) propuseram uma modificação do funcional J , da forma

$$I(\mathbf{x}, t_f) = t_f + \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} K \mathbf{j}^2 dt = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} (K \mathbf{j}^2 + 2) dt = \int_{t_0}^{t_f} L dt \quad (Eq. 3.16).$$

A equação acima para o funcional $I(\mathbf{x}, t_f)$ contém uma função custo para o movimento que depende tanto da trajetória percorrida quanto do tempo necessário para executar o movimento. A constante K define uma espécie de peso atribuído pelo sistema nervoso à suavidade da trajetória em detrimento do seu tempo de execução. O valor de K é tomado como sendo um valor individual de cada pessoa, mas que pode variar de acordo com a tarefa e com o contexto em questão.

Os autores partiram então da formulação Hamiltoniana da mecânica clássica e escreveram a Hamiltoniana do sistema como

$$H = p\dot{x} - L = \frac{d}{d\dot{x}}(K\mathbf{j}^2) - \frac{1}{2}(K\mathbf{j}^2 + 2) \quad (Eq. 3.17)$$

e a minimizaram com relação ao arranque ao impor que

$$\frac{dH}{d\mathbf{j}} = 0 \quad (Eq. 3.18)$$

Usando $t_0 = 0$ e o deslocamento total D , Hoff e Arbib chegaram a uma solução ótima que tem então a mesma forma das trajetórias de arranque mínimo 3.11 e 3.12. A relação entre a duração total do movimento e o deslocamento total é dada por

$$t_f = K^{1/6} D^{1/3} 60^{1/3} \quad (Eq. 3.19).$$

É possível também inverter a equação 3.19 e obter a forma do fator K em função do deslocamento e da duração do movimento:

$$K = \frac{t_f^6}{(60D)^2} \quad (Eq. 3.20).$$

A velocidade média do movimento pode ser encontrada dividindo o deslocamento D pela duração total do movimento (usando $t_0 = 0$):

$$\bar{v} = \frac{D}{t_f} = \frac{D^{2/3}}{K^{1/6}60^{1/3}} \sim D^\alpha \quad (\text{Eq. 3.21}).$$

Na equação 3.20, é possível observar a existência de uma relação de escala entre deslocamento total e velocidade média, expressa pelo expoente α : À medida em que o tamanho do movimento cresce, a velocidade média do movimento também aumenta, embora a uma proporção menor. De forma interessante, este resultado não foi deduzido por Hoff e Arbib, que não perceberam a existência desta relação de escala nos movimentos resultantes do modelo.

A partir das equações 3.12 e 3.13 é possível derivar a velocidade, a aceleração e o arranque. A figura abaixo apresenta as curvas resultantes de uma simulação do modelo de Hoff.

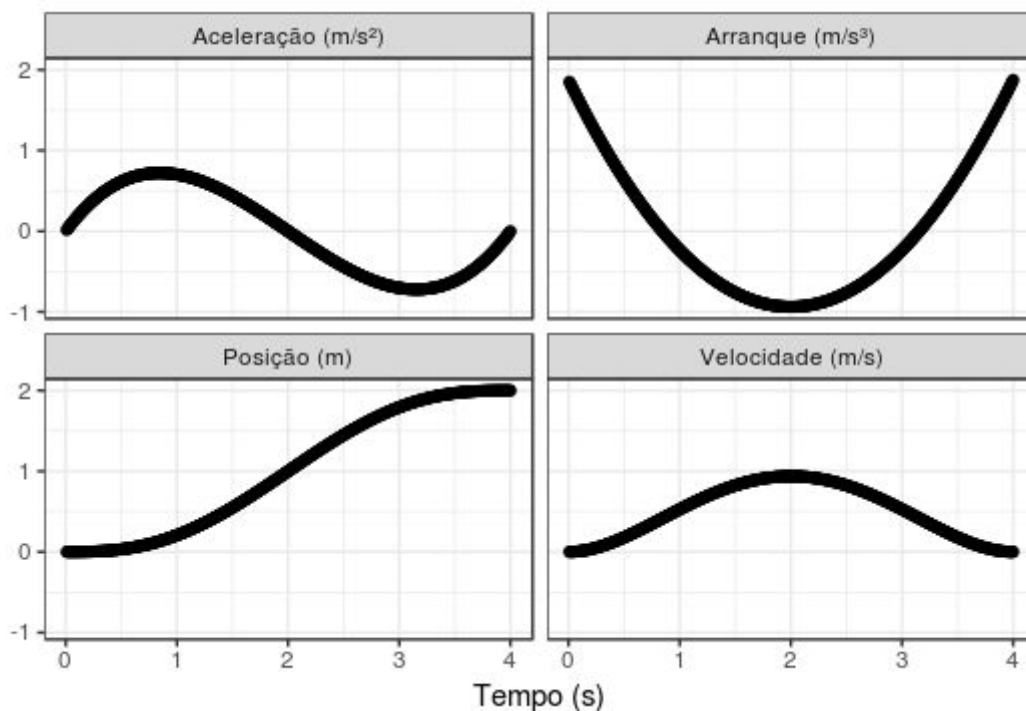


Figura 3.1: Curvas para a posição, velocidade, aceleração e arranque obtidas a partir de uma simulação da equação 3.6. Neste exemplo foram usados os parâmetros duração $t_f=4s$ e deslocamento $X_{max}=2m$.

3.1.3 Implicações do modelo de Hoff-Arbib

As equações acima correspondem a um mecanismo de controle que estima as ações seguintes com base no estado atual e na distância ao alvo. Portanto, do ponto de vista do sistema motor, este modelo implica que estimativas das coordenadas do alvo e do próprio sistema sejam obtidas a tempos regulares, a fim de gerar novos comandos motores. Portanto este modelo pode ser encarado como um modelo com controle de retorno (do inglês *feedback control*), onde, para movimentos compostos, os primitivos motores subsequentes dependem de uma estimativa das coordenadas do sistema e do alvo após a execução do primitivo anterior. Para movimentos de curta duração, o modelo também pode ser encarado como um modelo de controle prévio (do inglês *feedforward control*), no qual um comando motor é dado e executado sem que se faça uso de informações sensoriais externas.

3.1.4 Outras abordagens para o controle motor e a coordenação motora

Além dos modelos descritos acima, outros modelos foram desenvolvidas de controle motor em termos variacionais. Dentre estes, podemos citar os modelos de mínima variação de torque, modelo do ponto de equilíbrio e outros. Estas abordagens não serão apresentadas explicitamente neste trabalho, mas extensa literatura pode ser encontrada nos trabalhos de Kawato, Wolpert e outros já citados anteriormente. Uma outra abordagem importantíssima envolve o controle do movimento a partir do uso de sinergias ou coativações de grupos musculares (Ting & McKay 2007). O estudo de sinergias musculares tem, por exemplo, importante aplicação na reabilitação de pacientes após *acidente vascular encefálico* (AVE). Nestes pacientes se observa uma deterioração nestes padrões de atividade muscular após o AVE, que está diretamente associada com o nível de dano cortical provocado pela lesão (Cheung *et al* 2012).

3.2 Otimização e controle sequencial

O modelo utilizado neste trabalho se baseia principalmente no modelo de Hoff, descrito acima. No entanto, o único pressuposto utilizado será o de que qualquer movimento pode ser decomposto em segmentos que se iniciam e finalizam com velocidade nula (aqui denominados de *elementos de movimento*). Em seguida será demonstrado que o comportamento destes elementos de movimento é consistente com o modelo de Hoff. Desta forma, o modelo de controle motor resultante unifica ambos os aspectos da otimização do controle do movimento (modularidade e otimização de controle de trajetória) e oferece um ponto de discussão importante com outras teorias do movimento e do aprendizado motor.

3.3 Hipóteses

Ao longo deste trabalho serão discutidas quatro hipóteses gerais sobre o movimento, que serão descritas em detalhe em seguida.

A primeira hipótese é a de que o movimento humano, e mais especificamente o sistema de controle e planejamento motor humano pode ser enxergado como um sistema complexo. Desta forma, devem ser verificadas as seguintes hipóteses associadas com as propriedades do movimento:

- Espectro de frequência decai com $1/f^\beta$
- Valor de β apresenta diferenças entre tarefas
- Distribuição de tamanhos tem forma de lei de potência (consistente com mecanismo de avalanches)
- Observa-se autossimilaridade entre perfis de velocidade (elementos de movimento) de eixos coordenados diferentes.

A segunda hipótese testada é a de que os movimentos complexos podem ser decompostos em movimentos simples de alcance. Neste contexto, serão testadas então as seguintes hipóteses:

- Correlação positiva entre trajetória observada e reconstruída a partir dos elementos de movimento
- Esta correlação positiva é uma propriedade do planejamento motor e não simplesmente dos vínculos biomecânicos do sistema.

A hipótese seguinte geral é a de que a trajetória em cada elemento otimiza tempo e suavidade, ou seja, é consistente com o modelo de Hoff. Desta forma, devem ser verificadas as seguintes hipóteses:

- Vale a relação de escala entre D e V_m derivada pelo modelo de Hoff
- Redução do desvio com relação ao modelo de Hoff ao longo do processo de aprendizado motor (Capítulo 5).

Por fim, a última hipótese a ser testada é a de que a otimização do movimento ocorre somente nos eixos relevantes para a tarefa. Esta hipótese será então testada com as seguintes medidas

- Autossemelhança nos perfis de velocidade para movimentos complexos de membros superiores ocorre no eixo de planejamento da tarefa (Capítulo 4)
- Otimização dos parâmetros do movimento associada com o aprendizado motor ocorre no eixo relevante para a tarefa (Capítulo 5).

Capítulo 4: Controle de movimentos complexos

No primeiro experimento foi investigada uma série de movimentos bidimensionais complexos de escrita e movimentos tridimensionais (Miranda et al 2018). Movimentos de escrita são particularmente interessantes, pois envolvem diferentes escalas espaciais e temporais no processo de desenho. Isso permite que a riqueza do comportamento motor enquanto sistema complexo e seus princípios de controle subjacentes sejam estudados em detalhe.

Neste experimento, indivíduos saudáveis foram instruídos a realizar diferentes tarefas motoras usando os membros superiores, enquanto o movimento era registrado por um sistema de captura de vídeo em três dimensões. O estudo foi realizado com o objetivo de testar a hipótese de que mesmo tarefas motoras complexas podem ser reconstruídas a partir de uma sequência de elementos de movimento simples. Elementos de movimento simples são aqui caracterizados como movimentos balísticos com velocidade e aceleração nulas nos extremos da trajetória.

As seguintes tarefas foram realizadas no âmbito deste estudo: desenho de elipses, desenho de formas bidimensionais complexas, escrita manual, movimentos de alcance tridimensionais e movimentos livres em três dimensões (o deslocamento no espaço era completamente determinado pelos indivíduos).

Além disso, na segunda parte do estudo, foi investigada a relação entre a geração destes movimentos e o planejamento de movimentos de alcance em direção a pontos determinados no espaço. Em outras palavras, se movimentos complexos podem ser enxergados como uma composição de movimentos simples de alcance no espaço.

Para isso, um experimento foi realizado para medir o comportamento dos elementos de movimento observados em movimentos unidimensionais planejados e não planejados.

4.1 Participantes

Dez participante saudáveis (7 homens; Idade 26.4 ± 4.52 anos; 9 destros) sem condições neurológicas ou ortopédicas que pudessem afetar o controle do movimento foram recrutados para a participação no estudo. Cada participante assinou um termo de consentimento escrito e o protocolo foi aprovado pelo comitê de ética do hospital de reabilitação Spaulding (Boston, EUA).

4.2 Montagem experimental

No experimento, os participantes sentaram-se em uma cadeira comum para realizar tarefas motoras selecionadas de membros superiores. Os participantes tinham o tronco livre e o movimento da mão foi registrado com o sistema de captura de movimento Vicon (Vicon, UK), enquanto os sujeitos realizavam as tarefas indicadas. Para tanto, um marcador refletor foi posicionado sobre a caneta, que foi utilizada em todas as tarefas para registro da posição no espaço.

4.3 Descrição das tarefas motoras

Segue abaixo uma breve descrição das tarefas realizadas neste experimento, que se encontram representadas na figura 4.1.

Desenho de elipses - Participantes foram instruídos a traçar um conjunto de elipses impressas numa folha de papel A3 posicionada sobre a mesa, com uma caneta e numa velocidade confortável. As elipses possuíam cinco tamanhos diferentes, com eixos maiores de tamanhos 1.5, 3, 6, 12, e 24 centímetros respectivamente. Movimentos de desenho foram repetidos cinco vezes para cada tamanho de elipse.

Desenho de figuras de frequência pura - A fim de comparar os desenhos das elipses simples com outras figuras mais complexas, foram usadas algumas das figuras de frequência pura propostas por Huh e Sejnowski (Huh & Sejnowski 2015). Os indivíduos foram novamente instruídos a traçar as figuras modelo impressas em folhas de papel A3 numa velocidade confortável. Cada figura foi impressa em quatro tamanhos diferentes, com largura correspondente a 1.5, 3, 6, e 12 cm,

respectivamente. Cada tamanho de cada figura foi repetido cinco vezes por participante.

Escrita - Participantes foram instruídos a escrever as palavras “Boston” e “Harvard” numa folha de papel, em letras minúsculas e maiúsculas. Cada palavra foi repetida três vezes em cada condição. Na análise dos dados foram agregadas as palavras Boston e Harvard, de forma que as tarefas acima se reduziram a duas condições (“Caixa Alta” e “Cursiva”).

Movimentos de alcance tridimensionais - Uma lata de refrigerante foi colocada sobre a mesa numa posição pré-definida, ao alcance do braço dos participantes. Os participantes foram então instruídos a iniciar a tarefa com a mão em uma posição inicial fixa. A partir desta posição inicial, os participantes deveriam retirar a lata da sua posição inicial e na sequência transportá-la para cinco posições diferentes marcadas sobre a mesa. Esta tarefa foi repetida três vezes por cada participante.

Movimentos tridimensionais aleatórios - Nesta tarefa, indivíduos foram instruídos a realizar movimentos livres no espaço enquanto seguravam uma caneta, por um intervalo de 15 segundos. Esta tarefa foi repetida três vezes por cada participante.

Movimentos unidimensionais com e sem alvos - Uma régua com números entre 0 e 60 espaçados 2.5 centímetros entre si foi posicionada sobre a mesa. Na condição envolvendo movimentos com alvos, um conjunto de 45 números aleatórios entre 1 e 60 foram apresentados aos participantes usando uma tela de computador. Participantes foram instruídos a mover uma caneta em sequência até os números selecionados, ao longo do eixo da régua. Esta tarefa foi repetida duas vezes por cada participante, com diferentes sequências aleatórias. Na segunda condição (sem alvos), foi solicitado que os participantes movessem a caneta continuamente ao longo do eixo da régua, seguindo o sentido de uma seta mostrada na tela. Os indivíduos deveriam então mudar o sentido do movimento sempre que o sentido da seta na tela mudasse. Foram programadas 45 mudanças no sentido do movimento, de forma a garantir tempos de movimentos variáveis. Esta tarefa foi repetida duas vezes, com duas sequências de movimento distintas.

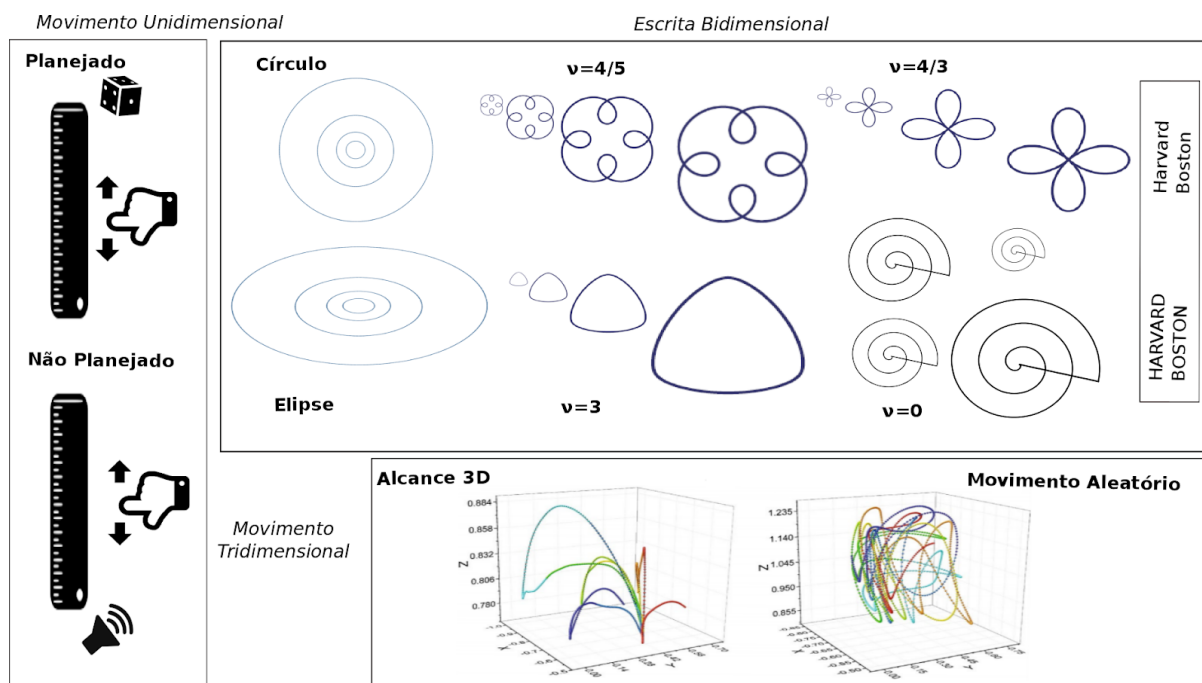


Figura 4.1: Tarefas motoras realizadas no primeiro experimento.

4.4 Processamento dos dados

As séries temporais obtidas em cada movimento foram extraídas do sistema do software de captura de movimento (VICON, Oxford UK) e processadas no Matlab® (The MathWorks Inc, Massachusetts USA). As séries foram filtradas com um filtro Butterworth passa-baixa de quarta ordem (20 Hz), a fim de remover o ruído de altas frequências e concentrar a análise na faixa de frequência relevante para o movimento humano. Os dados foram então segmentados usando os zeros da velocidade em cada eixo do movimento.

A noção por trás do método da decomposição em elementos de movimento é a de que o sistema nervoso segmenta movimentos complexos em unidades de movimento, que se iniciam e finalizam com velocidade nula em cada um dos eixos do movimento (por exemplo x , y , z). Através de um sistema de coordenadas com origem no centro de massa do corpo, elementos foram extraídos para todo tipo de movimento usando os critérios descritos acima. O resultado da segmentação é uma sequência de valores iniciais e finais das posição nos três eixos e do tempo, que descrevem o movimento integralmente. Para tanto, se fez necessário o uso de limiares de detecção, a fim de remover elementos muito pequenos e assim evitar a

detecção de ruído não fisiológico (por exemplo advindo de erro numérico). Neste experimento, elementos do movimento com duração inferior a 100 milissegundos, envolvendo deslocamentos inferiores a 3×10^{-3} metros ou velocidade inferior a 1.4×10^{-2} metros/segundo foram descartados como ruído e não foram utilizados nas etapas subsequentes da análise.

As séries de posição, velocidade e tempo dos elementos de movimento resultantes foram usadas para ajustar os dados ao modelo de Hoff, usando a equação 3.9. Além disso, cada elemento de movimento foi normalizado para um valor padrão de vinte pontos, com o objetivo de comparar elementos de movimento de eixos diferentes. Desta forma, ao dividir o intervalo [0,1] em 20 pontos, cada ponto em cada elemento de movimento foi alocado em uma destas caixas de tamanho 0.05 e o elemento de movimento médio resultante foi obtido como a média dos pontos em cada caixa.

Os elementos de movimento de todos os indivíduos foram então agrupados por tarefa e usados no ajuste dos expoentes de escala e na análise estatística subsequente.

4.5 Medidas de complexidade e qualidade do movimento

Com o intuito de caracterizar as propriedades complexas dos movimentos executados no experimento, foram usadas as seguintes medidas

1. Expoente β de decaimento do espectro de potência da posição com a frequência - **O objetivo é verificar a presença do espectro do tipo $f^{-\beta}$, presente em diversos sistemas complexos e comparar o valor do expoente em diferentes tarefas.**
2. Expoente de escala entre deslocamento total e velocidade média em cada elemento de movimento, por eixo - **O objetivo desta análise é verificar a nova relação de escala derivada a partir do modelo de Hoff para os elementos de movimento obtidos de movimentos complexos.**
3. Expoente da distribuição de tamanhos dos elementos de movimento - **O objetivo aqui é estudar o comportamento da distribuição dos elementos**

de movimento, a fim de caracterizar os mecanismos de controle motor responsáveis pela sua geração.

4. Autossemelhança na forma da curva de velocidade para elementos em diferentes eixos - **O objetivo desta análise é o de investigar a dependência da geometria dos elementos de movimento em diferentes eixos com a tarefa motora em questão.**

As medidas descritas acima serão também utilizadas no capítulo 5, para estudar a evolução das propriedades complexas do controle motor ao longo do processo de adaptação a uma nova tarefa motora.

4.6 Análise estatística

A análise estatística descritiva (cálculo da média e do desvio padrão) sobre os dados, bem como outras análises estatísticas usadas neste trabalho, foram feitas usando a linguagem de programação estatística R (R Core Team 2017).

O teste não paramétrico de Wilcoxon pareado com correção de Bonferroni foi utilizado para testar diferenças no expoente β entre tarefas e eixos de movimento.

Diferenças estatísticas entre os valores do expoente α de escala entre D e V para diferentes tarefas foram avaliadas usando métodos não paramétricos de análise de variância (Teste de Friedman), já que a condição de normalidade dos dados não pôde ser garantida. Para a comparação *post hoc* entre tarefas, diferenças nos valores do expoente α e do coeficiente de correlação entre os valores observados de velocidade e os valores previstos pelo modelo de Hoff foi utilizado o teste de Conover.

O valor do expoente γ da distribuição de tamanhos dos elementos de movimento foi estimado usando o ajuste da curva da função de distribuição cumulativa complementar, proposto em Clauset, Shalizi e Newman 2009.

A comparação entre os perfis de velocidade normalizados em diferentes eixos para as tarefas de movimento tridimensional (alcance vs movimento aleatório) e unidimensional (planejado ou não planejado) também foi feita usando o teste de Wilcoxon corrigido com o método de Bonferroni. O limiar de significância estatística foi estabelecido *a priori* como 95%.

4.7 Espectro de potência da posição

As séries temporais da posição nos três eixos foram transformadas para o domínio da frequência usando o algoritmo `fft` para a transformada de Fourier (*fast fourier transform*) implementado no `matlab` e a melhor reta foi ajustada ao gráfico log-log do espectro de potência em função da frequência (Figura 4.2). O expoente β corresponde à inclinação desta reta e descreve o decaimento da energia do sinal ao longo do espectro de frequência.

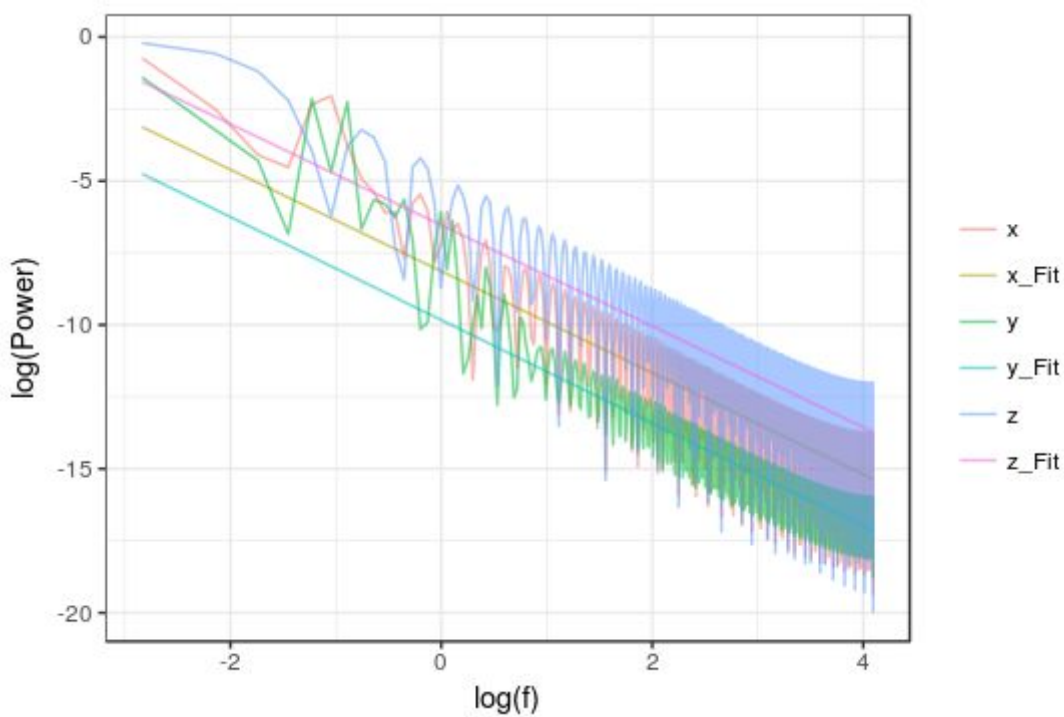


Figura 4.2: Exemplo do espectro de potência da posição para a tarefa de alcance tridimensional para um participante (escala em logaritmo neperiano). O expoente β de decaimento do espectro assume os valores $\beta_x=1,767$, $\beta_y=1,788$ e $\beta_z=1,755$.

Todas as séries temporais de posição apresentaram um espectro de potência, cujo logaritmo decai com o logaritmo da frequência de forma proporcional a um expoente β , consistente com um comportamento crítico.

Os valores encontrados para o expoente β em cada tarefa e eixo encontram-se descritos na tabela 4.1. Ao longo de todas as tarefas, o valor observado para β nas dimensões x , y e z foi respectivamente $1,77 \pm 0,05$, $1,79 \pm 0,10$ e $1,77 \pm 0,05$. Para

cada tarefa e para cada eixo, este valor apresentou variações maiores ou menores (Tabela 4.1).

Tarefa	$\beta_x \pm$ Desvio Padrão	$\beta_y \pm$ Desvio Padrão	$\beta_z \pm$ Desvio Padrão
1D Não Planejado	1,75±0,01	1,79±0,03	1,75±0,01
1D Planejado	1,75±0,01	1,78±0,03	1,75±0,01
Alcance 3D	1,79±0,04	1,79±0,04	1,77±0,02
Caixa Alta	1,78±0,04	1,76±0,03	1,77±0,04
Círculo	1,76±0,03	1,77±0,04	1,76±0,03
Cursiva	1,76±0,03	1,76±0,02	1,76±0,04
Elipse	1,76±0,02	1,77±0,03	1,76±0,02
Mov. Aleatório	1,91±0,11	2,01±0,27	1,88±0,07
v=0	1,77±0,03	1,77±0,02	1,75±0,04
v=3	1,77±0,03	1,77±0,03	1,77±0,03
v=4/3	1,76±0,03	1,78±0,08	1,75±0,03
v=4/5	1,76±0,01	1,80±0,13	1,75±0,01

Tabela 4.1: Valor médio e desvio dos expoentes do espectro de potência para cada tarefa e eixo.

Em especial, dois testes foram realizados, a fim de verificar a dependência do valor de β com a tarefa e com o eixo: Para cada tarefa, os valores de β foram comparados para cada par de eixos coordenados (xy,xz,yz) usando o teste de Wilcoxon pareado. A hipótese testada foi a de que o valor de β seria maior nas direções não planejadas ou não envolvidas no movimento, Para cada eixo, 12 comparações foram feitas, perfazendo um total de 36 comparações.

Após correção dos p-valores encontrados através do método de Bonferroni, foram observadas diferenças estatisticamente significativas entre os valores de β nos eixos y e z para as tarefas unidimensionais, tridimensionais e para duas tarefas bidimensionais (v=4/5, v=4/3). Diferenças entre o valor do expoente nos eixos x e y foram observadas em ambas as tarefas unidimensionais e em duas tarefas

bidimensionais ($v=4/5$, escrita em caixa alta). Já entre os valores de β_x e β_y foi observada uma diferença significativa para a figura de frequência pura com $v=4/5$. Os valores da estatística de Wilcoxon e dos respectivos p-valores encontram-se descritos na tabela 4.2 e na figura 4.3.

Tarefa	$\beta_y-\beta_x$				$\beta_z-\beta_x$				$\beta_z-\beta_y$			
	IC95% Inf.	IC95 % Sup.	p	p corr.	IC95% Inf.	IC95% Sup.	p	p corr.	IC95 % Inf.	IC95% Sup.	p	p corr.
1D Não Planejado	0,021	0,048	<0,001	<0,001	-0,002	0,001	0,571	N.S.	-0,050	-0,020	<0,001	<0,001
1D Planejado	0,023	0,041	<0,001	<0,001	-0,002	<0,001	0,192	N.S.	-0,043	-0,024	<0,001	<0,001
Alcance 3D	-0,008	0,012	0,465	N.S.	-0,021	<0,001	0,039	N.S.	-0,030	-0,005	<0,001	0,013
Caixa Alta	-0,021	-0,007	<0,001	0,008	-0,007	0,002	0,287	N.S.	0,005	0,019	0,001	0,025
Círculo	0,001	0,010	0,013	N.S.	-0,002	0,003	0,654	N.S.	-0,009	0,001	0,148	N.S.
Cursiva	-0,013	-0,002	0,017	N.S.	-0,008	0,003	0,383	N.S.	-0,001	0,011	0,118	N.S.
Elipse	-0,002	0,005	0,547	N.S.	-0,002	<0,001	0,108	N.S.	-0,006	0,001	0,201	N.S.
Mov. Aleatório	0,028	0,123	0,002	N.S.	-0,053	-0,003	0,002	N.S.	-0,147	-0,055	<0,001	0,002
v=0	-0,004	0,009	0,477	N.S.	-0,015	-0,002	0,012	N.S.	-0,019	-0,006	0,001	0,021
v=3	-0,001	0,007	0,092	N.S.	-0,001	0,004	0,146	N.S.	-0,005	0,002	0,536	N.S.
v=4/3	0,004	0,020	0,005	N.S.	-0,008	<0,001	0,082	N.S.	-0,026	-0,007	<0,001	0,004
v=4/5	0,007	0,021	<0,001	0,001	-0,014	-0,006	<0,001	<0,01	-0,037	-0,017	<0,001	<0,001

Tabela 4.2: Resultados dos testes de Wilcoxon pareados para o valor do expoente β entre eixos coordenados, por tarefa. Os resultados significativos (após correção com o método de Bonferroni) encontram-se destacados em negrito.

Teste de Wilcoxon pareado entre eixos por tarefa

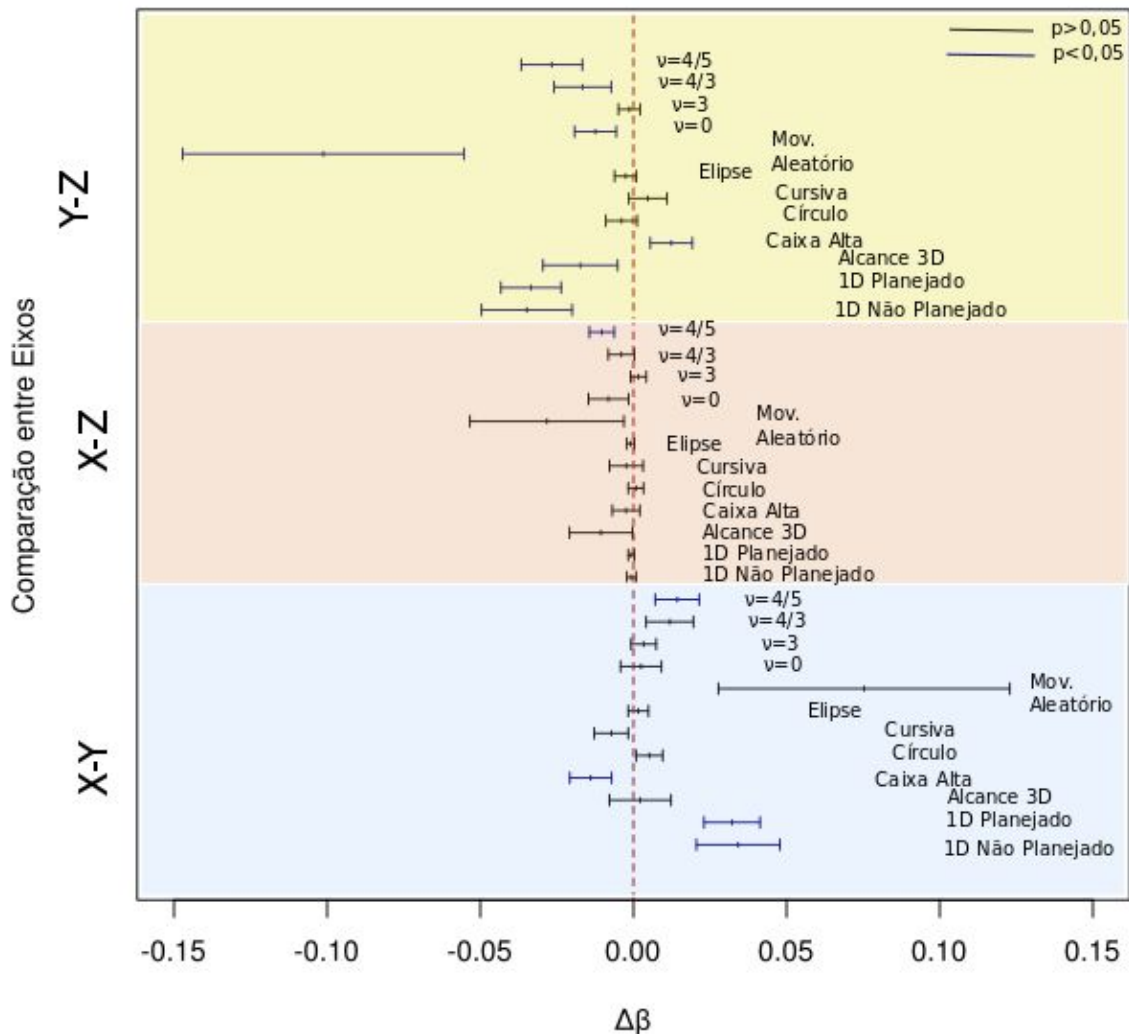


Figura 4.3: Intervalos de confiança de 95% do teste de Wilcoxon pareado para a diferença nos valores de β entre os eixos coordenados por tarefa.

No caso das tarefas unidimensionais planejada e não planejada, a diferença nos valores de β ($\beta_y > \beta_x$ e $\beta_y > \beta_z$) parecem estar associadas com o eixo de execução da tarefa. Enquanto os movimentos aconteceram ao longo do eixo y (paralelos à régua), movimentos nos eixos x e z não só eram irrelevantes para a tarefa, mas foram ativamente suprimidos enquanto os participantes tentavam estabilizar a posição do dedo durante o movimento. Assim, o movimento no eixo y (predominantemente de baixa frequência) se refletiu numa parcela maior da energia

na seção de menores frequências, com um decaimento mais rápido do espectro com a frequência.

As diferenças no expoente β nas tarefas tridimensionais foram observadas somente entre os eixos z e y . Para a tarefa de alcance, a diferença entre o eixo z e o eixo x não alcançou o limiar de significância após a correção de Bonferroni, embora o teste de Wilcoxon tenha indicado um p-valor menor que 0,05 (na tarefa de movimentos aleatórios não houve diferença significativa entre x e z). Estes resultados indicam que o valor de β não depende somente do envolvimento do eixo coordenado no planejamento da tarefa, já que estas diferenças não foram encontradas em outras tarefas planejadas e executadas de forma semelhante. Este parece depender também de determinadas assimetrias entre os eixos coordenados (gravidade atuante no eixo z , por exemplo).

No segundo teste, foram comparadas diferenças nos valores do expoente, no mesmo eixo, para tarefas distintas. Neste caso, foi observada uma diferença significativa entre a tarefa de movimentos aleatórios nas três dimensões e todas as outras tarefas, sendo o expoente β maior para os movimentos aleatórios. Este resultado indica que a aleatoriedade no movimento encontra-se expressa na diminuição das correlações de longo alcance entre flutuações do movimento, em comparação às outras tarefas. O expoente β pode ser relacionado com o expoente de Hurst H pela expressão $|\beta| = 2H + 1$ (Voss 1989). Valores de β próximos a 2 correspondem a um expoente de Hurst $H=0.5$, que por sua vez indica que a série temporal para esta tarefa exibe padrões de flutuação semelhantes ao do movimento browniano. A distribuição completa dos valores de β para todas as tarefas e eixos em forma de boxplot pode ser observada na figura 4.4. Os valores de β para as tarefas bidimensionais e para as tarefas unidimensionais e tridimensionais podem ser vistos nas figuras 4.5 e 4.6.

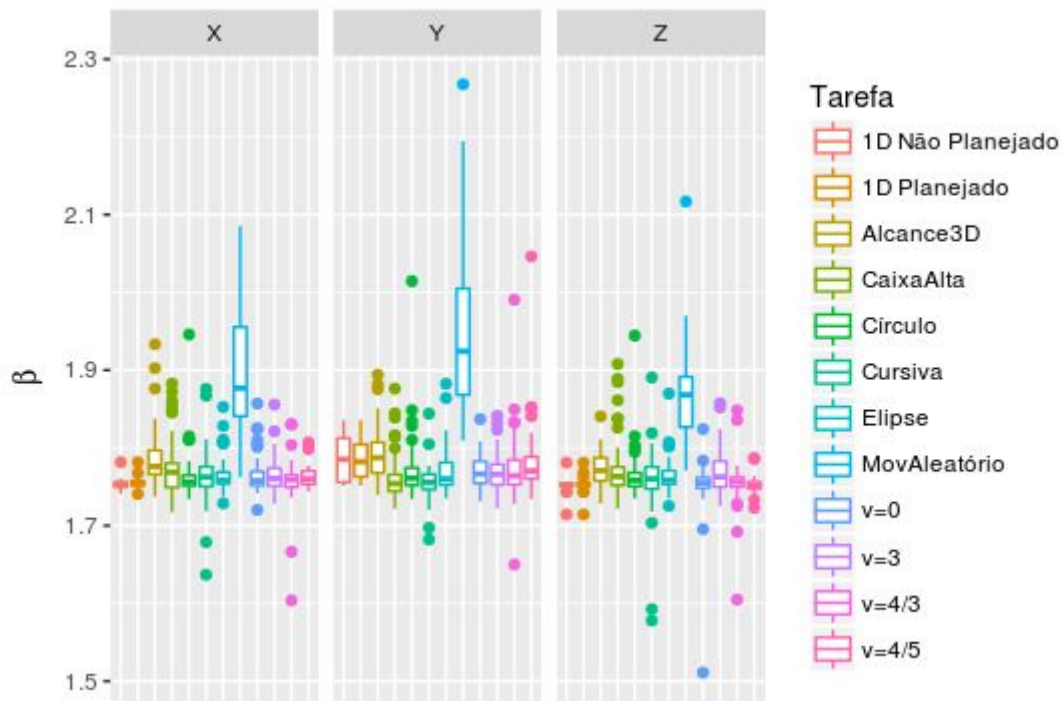


Figura 4.4: Valores do espectro de potência β por tarefa e por eixo do movimento. Os valores de β para a tarefa de movimento aleatório são significativamente maiores do que os das outras tarefas.

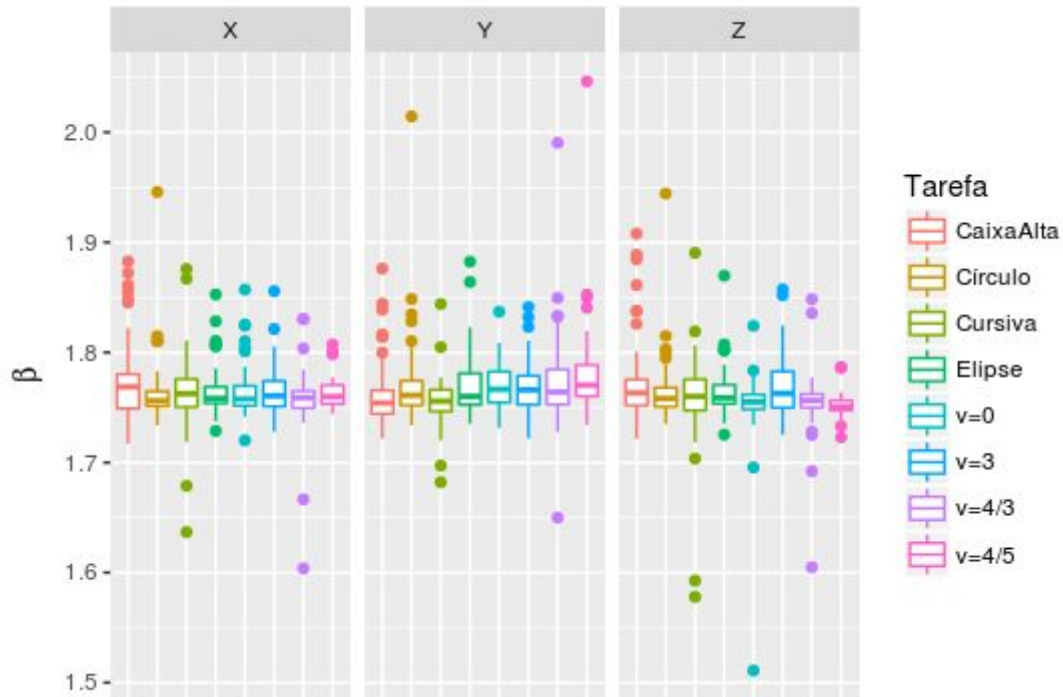


Figura 4.5: Movimentos de alcance para tarefas bidimensionais: Valor de β é semelhante para todas as tarefas e eixos.

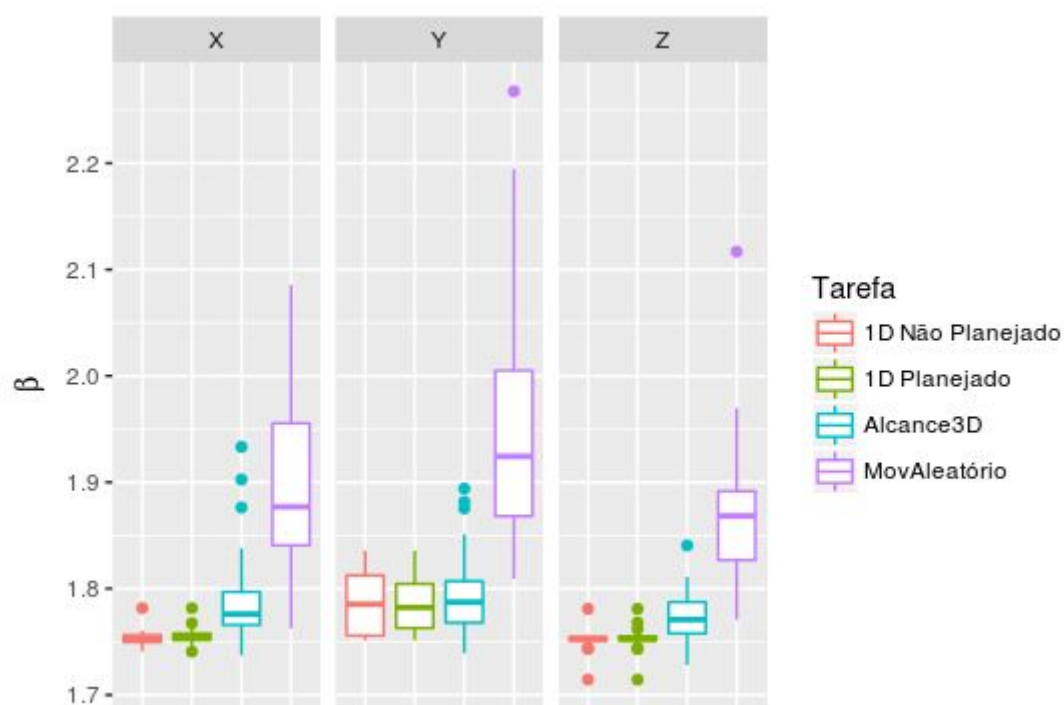


Figura 4.6: Expoente β do espectro de potência para tarefas tridimensionais e movimentos unidimensionais planejados e não planejados.

Por fim, os valores de β também foram testados com um teste ANOVA bivariado clássico (Eixo x Tarefa), que obteve resultados semelhantes. O teste *omnibus* indicou diferenças significativas entre eixos e tarefas. O teste *post hoc* de comparações múltiplas (Tukey HSD) indicou diferenças entre o valor de β no eixo y e nos eixos x e z, bem como entre os movimentos aleatórios e todas as outras tarefas ($|\beta_{\text{Aleatório}} - \beta_k| < 0,203$, $k \neq \text{Aleatório}$).

Comparação	$\Delta\beta$	IC95 % Inf.	IC95 % Sup.	p ajustado
1D Não Planejado-MovAleatório	-0,17	-0,20	-0,14	<0,001
1D Planejado- MovAleatório	-0,17	-0,20	-0,14	<0,001
Alcance3D-MovAleatório	-0,15	-0,18	-0,12	<0,001
Caixa Alta-MovAleatório	-0,16	-0,19	-0,14	<0,001

Círculo-MovAleatório	-0,17	-0,19	-0,14	<0,001
Cursiva-MovAleatório	-0,17	-0,20	-0,15	<0,001
Elipse-MovAleatório	-0,17	-0,19	-0,14	<0,001
MovAleatório-v=0	0,17	0,14	0,20	<0,001
MovAleatório-v=3	0,16	0,14	0,19	<0,001
MovAleatório-v=4/3	0,17	0,14	0,20	<0,001
MovAleatório-v=4/5	0,16	0,13	0,19	<0,001
Alcance3D-Cursiva	0,03	0,00	0,05	0,01999

Tabela 4.2: Resultados do teste de Tukey para diferenças entre tarefas sobre o expoente β (Tabela completa no apêndice A).

Comparação	$\Delta\beta$	IC95 % Inf.	IC95 % Sup.	p ajustado
x-y	-0,01	-0,02	-0,01	<0,001
x-z	0,01	0,00	0,02	0,1408
y-z	0,02	0,01	0,03	<0,001

Tabela 4.3: Resultados do teste de Tukey para diferenças entre eixos coordenados sobre o expoente β .

4.8 Relações de escala

Em todas as tarefas observou-se uma correlação entre o deslocamento D e a velocidade média V_m nos elementos de movimento (figura 4.7). A correlação entre D e V ($R=0,796$) é consistente com a lei dos terços, discutida no capítulo 2. Por outro lado, a dependência entre o fator de Hoff e o tamanho do elemento de movimento não apresenta uma tendência clara, o que indica que outros fatores (por exemplo a duração do movimento, ou os tamanhos e repetições de cada figura) também precisam ser levados em consideração.

A correlação negativa ($R=-0,51$) entre a velocidade e o fator K de Hoff indica que o peso atribuído à suavidade do movimento diminui com o aumento da velocidade

média em cada elemento de movimento. Este resultado expressa o fato intuitivo de que o custo de realizar movimentos mais suaves aumenta com a velocidade média do movimento.

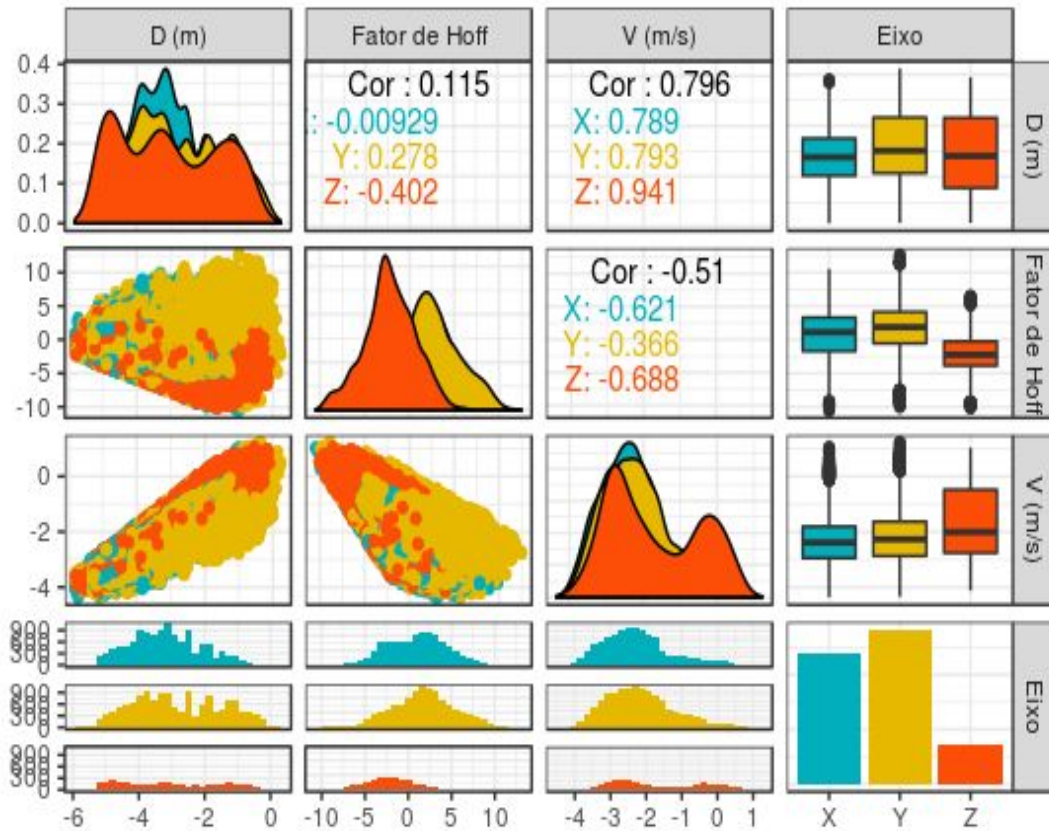


Figura 4.7: Correlação entre as variáveis D , K e V para todos os elementos de movimento e todas as tarefas representadas na escala log-log. Nos elementos da diagonal observa-se a distribuição das três variáveis nos três eixos, enquanto os elementos fora da diagonal apresentam as correlações entre os pares de variáveis. Fora do painel principal estão representadas as distribuições dos valores das três variáveis em cada eixo na forma de histogramas (abaixo) e boxplots (direita).

A dependência do tamanho do deslocamento com a velocidade em cada elemento de movimento encontra-se representada na figura 4.8 e na figura 4.9 em detalhe para algumas das figuras de frequência pura propostas por Huh e Sejnowski (Huh & Sejnowski 2015).

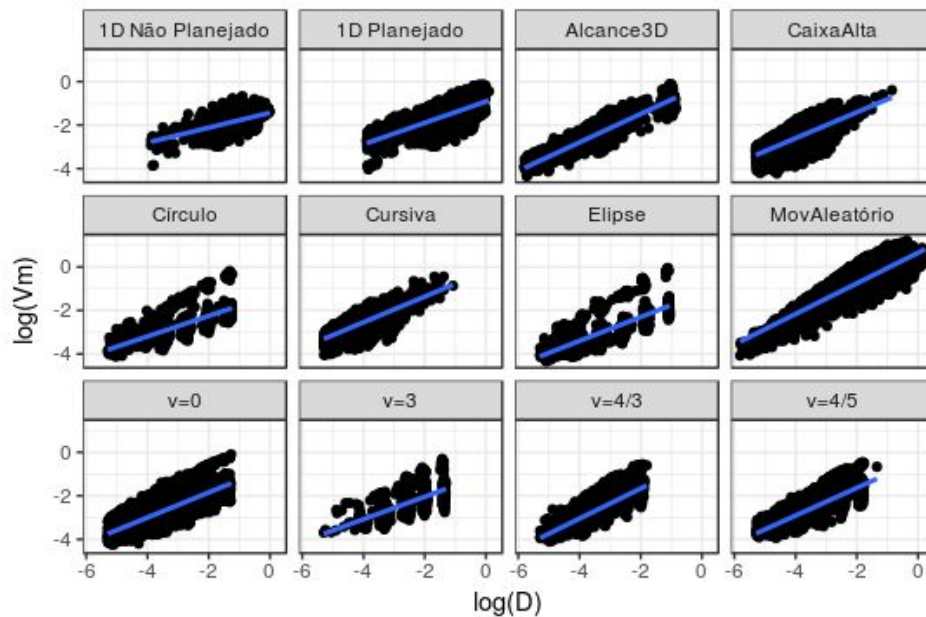


Figura 4.8: Relação entre velocidade média e deslocamento total no elemento de movimento para cada tarefa (logaritmo de base neperiana).

Para a maioria das tarefas, a análise dos resultados de todos os participantes ($N = 10$) mostrou valores do expoente α consistentes com o modelo de Hoff. Para a elipse por exemplo, o valor do expoente de escala α encontrado (inclinação da reta) foi $0,56 \pm 0,12$ com coeficiente de correlação igual a $0,89 \pm 0,05$. O valor de K encontrado foi de $0,43 \pm 0,38$. Os valores de R , α e K para todas as tarefas estão descritos na tabela 4.8.

Para as tarefas unidimensionais, a correlação entre posição e velocidade e os valores previstos pela equação 3.21 foi observada para a condição planejada ($R = 0,89 \pm 0,03$) mas não para a condição não planejada ($R = 0,13 \pm 0,13$). O valor de α encontrado para a tarefa planejada foi de $0,55 \pm 0,03$, com coeficiente de correlação igual a $0,86 \pm 0,07$ (figura 4.10).

Por outro lado, a tarefa unidimensional não planejada não demonstrou correlação entre D e V ($R = 0,08 \pm 0,08$).

Tarefa	$R \pm$ desvio padrão	$\alpha \pm$ desvio padrão	$K \pm$ desvio padrão
<i>1D Planejado</i>	$0,86 \pm 0,07$	$0,55 \pm 0,03$	$7,03E-3 \pm 7,24E-3$
<i>1D Não Planejado</i>	--	--	--
<i>Alcance 3D</i>	$0,94 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,03$	$3,10E-3 \pm 2,32E-3$
<i>Boston Caixa Alta</i>	$0,69 \pm 0,11$	$0,58 \pm 0,09$	$2,95E-3 \pm 5,87E-3$
<i>Boston Cursiva</i>	$0,76 \pm 0,08$	$0,60 \pm 0,04$	$1,54E-3 \pm 2,42E-3$
<i>Elipse</i>	$0,89 \pm 0,05$	$0,56 \pm 0,12$	$0,43 \pm 0,38$
<i>Harvard Caixa Alta</i>	$0,64 \pm 0,16$	$0,62 \pm 0,12$	$7,42 \pm 0,01$
<i>Harvard Cursiva</i>	$0,68 \pm 0,11$	$0,65 \pm 0,08$	$1,92E-3 \pm 2,69E-3$
<i>Movimento Aleatório</i>	$0,72 \pm 0,05$	$0,64 \pm 0,05$	$6,45E-4 \pm 1,10E-3$
$v=0$	$0,83 \pm 0,08$	$0,60 \pm 0,11$	$0,04 \pm 0,03$
$v=3$	$0,79 \pm 0,08$	$0,54 \pm 0,12$	$0,17 \pm 0,30$
$v=4/3$	$0,91 \pm 0,02$	$0,69 \pm 0,10$	$0,01 \pm 0,01$
$v=4/5$	$0,87 \pm 0,06$	$0,63 \pm 0,09$	$0,01 \pm 0,01$

Tabela 4.4: Valores do expoente α , do coeficiente de correlação entre valores de D e V obtidos e previstos pela equação 3.21 e valores do fator de K Hoff.

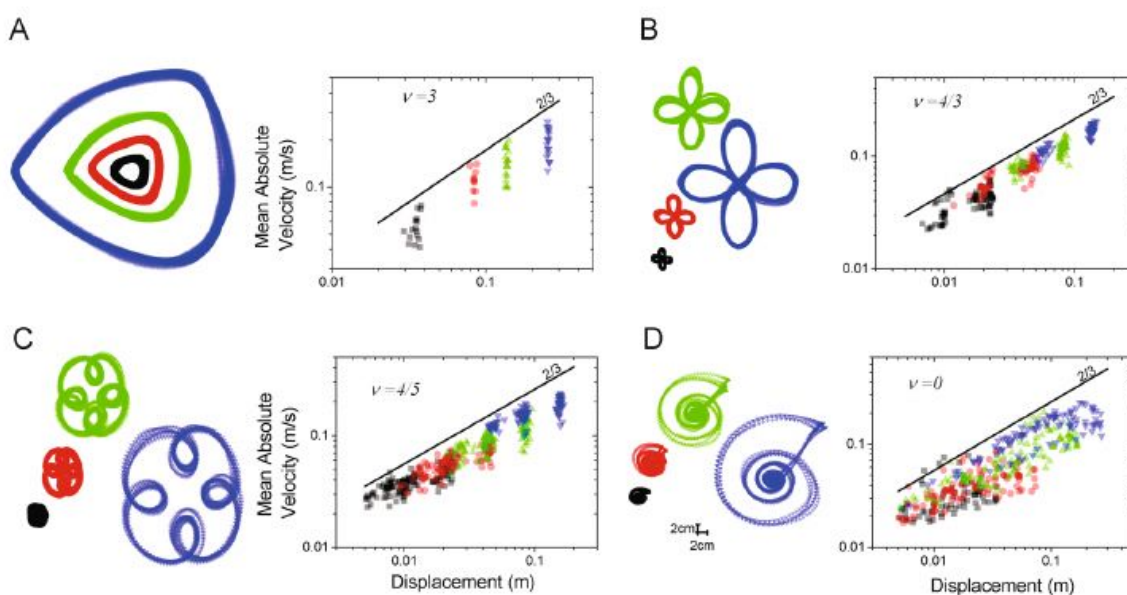


Figura 4.9 Exemplos de desenhos executados pelos participantes (A) e curvas log-log da velocidade média x deslocamento em para os elementos de movimento (B). O expoente encontrado para estas curvas foi $\alpha=2/3$. Figura retirada de Miranda et al 2018.

O *princípio da isocronia* (Viviani & McCollum 1983) prevê um aumento da velocidade à mesma proporção do aumento do deslocamento total. Consequentemente, este prevê um valor de $\alpha=1$ para o expoente que relaciona a velocidade e o deslocamento. Este resultado não foi confirmado pelo presente estudo, já que o valor do expoente encontrado é mais consistente com o modelo de Arbib-Hoff apresentado no capítulo anterior. Este resultado indica, portanto, que a velocidade dentro de um elemento de movimento não aumenta de forma indiscriminada com o tamanho do deslocamento, mas sim de forma a manter um equilíbrio entre a suavidade e o tempo de execução do movimento.

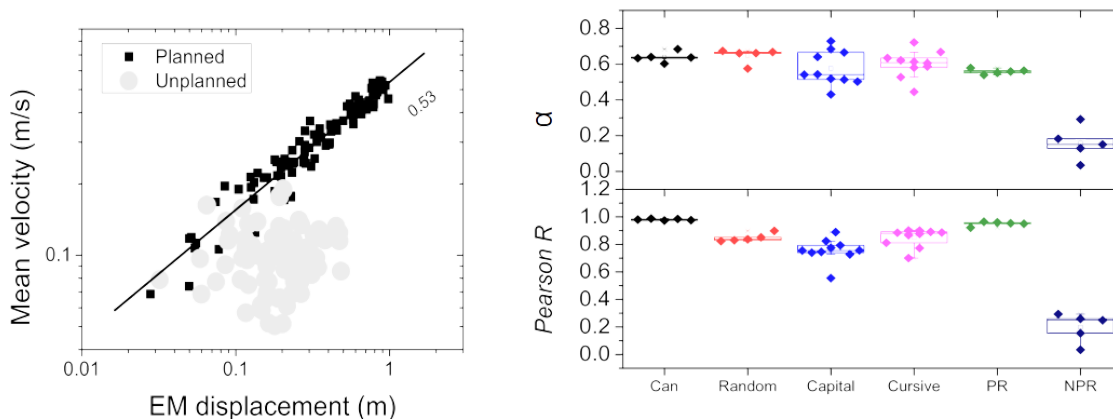


Figura 4.10: (Painel da esquerda) Ajuste da melhor reta no gráfico log-log para as tarefas de movimento unidimensionais com e sem planejamento. (Painel da direita) Valor do expoente α e correlação de Pearson entre a trajetória modelada pela equação 3.12 e a trajetória medida no experimento. Figuras retiradas de Miranda et al 2018.

4.8.1 Comparação entre tarefas

Os valores do coeficiente de correlação de Pearson entre perfis de velocidade obtidos e previstos pela 3.21 assumiram valores entre 0,77 e 0,89, exceto para o movimento unidimensional não planejado ($R=0,13$).

O teste de Friedman indicou diferenças significativas (Friedman $\chi^2 (13) = 71,67$, $p < 0,001$) entre os valores dos coeficientes de correlação entre tarefas. Análise *post hoc* com o teste de Conover por pares mostrou uma diferença significativa entre o coeficiente de correlação do movimento unidimensional não planejado e todas as outras tarefas.

Este resultado indica que as trajetórias geradas a partir do modelo de Hoff descrevem de forma satisfatória os perfis de velocidade observados, com exceção do movimento unidimensional sem alvos. Isto indica que o processo de composição do movimento a partir de primitivos motores descritos pelo modelo de Hoff está diretamente associado ao processo de planejamento motor.

Além disso, estes resultados mostram que a relação de escala derivada do modelo de Hoff é consistente com a lei dos terços, porém possui uma interpretação mais biomecânica mais clara do que a interpretação puramente geométrica da lei dos terços derivada por Lacquaniti e colaboradores.

4.9 Distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento

A distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento foi obtida para cada tarefa e para cada eixo, com o objetivo de testar se esta poderia ser ajustada por uma lei de potência. Uma distribuição de tamanhos com uma forma funcional do tipo lei de potência poderia indicar que o mecanismo de geração dos elementos de movimento poderia ser descrito por um processo do tipo avalanche, como visto no capítulo 1.

Para ajustar um modelo do tipo lei de potência aos dados foi utilizado o método da distribuição acumulada complementar, proposto por Clauset, Shalizi e Newman (Clauset, Shalizi & Newman 2009). No contexto atual, a distribuição CCDF(d) descreve a probabilidade de se observar um elemento de tamanho superior ou igual a d , em função de d , ou $P(D \geq d)$.

No método proposto por Clauset e colaboradores, uma reta é ajustada ao logaritmo da distribuição acumulada complementar em função do valor de d e o valor mínimo

de d (a partir do qual vale a lei de potência) é encontrado por comparação do ajuste do modelo usando o método de máxima verossimilhança.

Embora a curva da distribuição acumulada complementar para a distribuição dos tamanhos tenha para muitas tarefas uma aparência quase linear (figura 4.11), o ajuste com o método descrito acima mostrou-se inconsistente com um mecanismo do tipo lei de potência (resultados e tabelas completos no apêndice A). Na verdade, o ajuste do logaritmo da *CCDF* em função do logaritmo do tamanho do elemento de movimento mostrou-se mais consistente com um ajuste quadrático e não linear. Além disso, para muitas tarefas a região da curva encontrada, para a qual o ajuste é válido é maior do que a escala característica dos tamanhos de movimento, um indício de que o ajuste linear não é adequado (Tabela A3 no apêndice A).

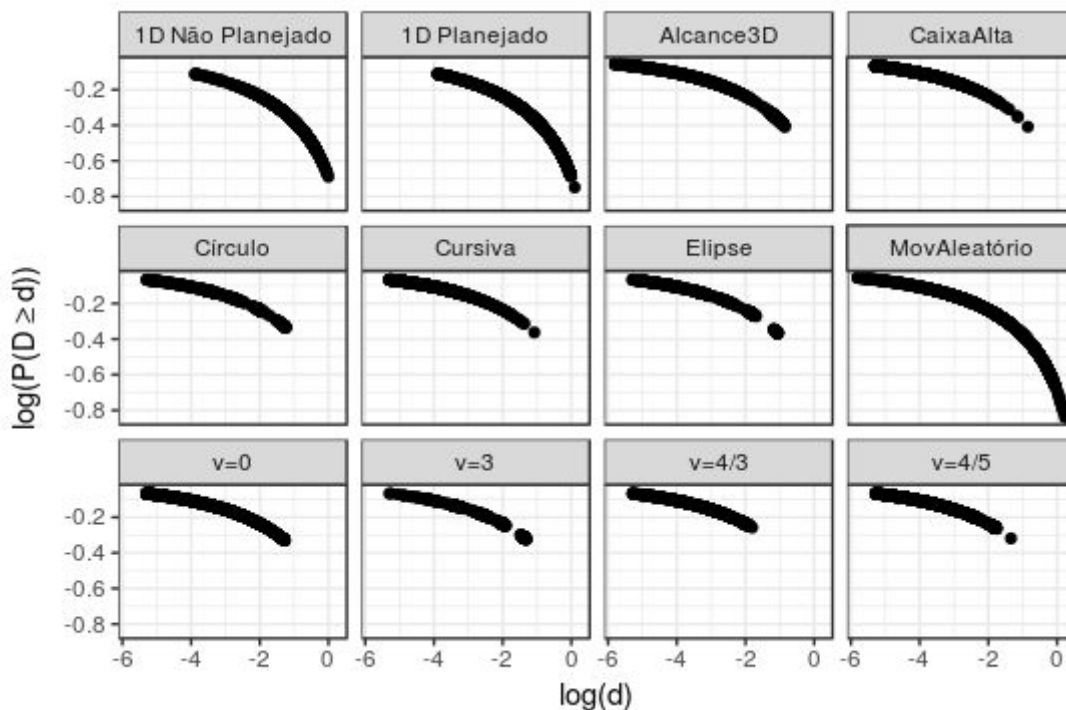


Figura 4.11: Distribuição acumulada complementar para os tamanhos dos elementos de movimento em todas as tarefas (logaritmo de base neperiana).

O comportamento de lei de potência para a distribuição dos tamanhos seria esperado, se o mecanismo responsável pela geração dos elementos de movimento fosse um mecanismo do tipo avalanche. Os resultados obtidos não corroboram esta hipótese e indicam que outros estudos são necessários para elucidar este ponto.

4.10 Autossemelhança dos elementos de movimento

A fim de verificar se os elementos do movimento de diferentes tamanhos e eixos apresentavam a mesma forma, a curva de velocidade foi normalizada em cada eixo. Neste caso, um número fixo de 20 pontos foi prefixado e a curva de velocidade foi calculada para que todos os elementos tivessem o mesmo número de pontos e pudessem então ser comparados entre si.

Para diversas tarefas de escrita, os perfis de velocidade normalizados observados, possuíam a mesma forma em todos os eixos envolvidos no movimento (figura 4.12).

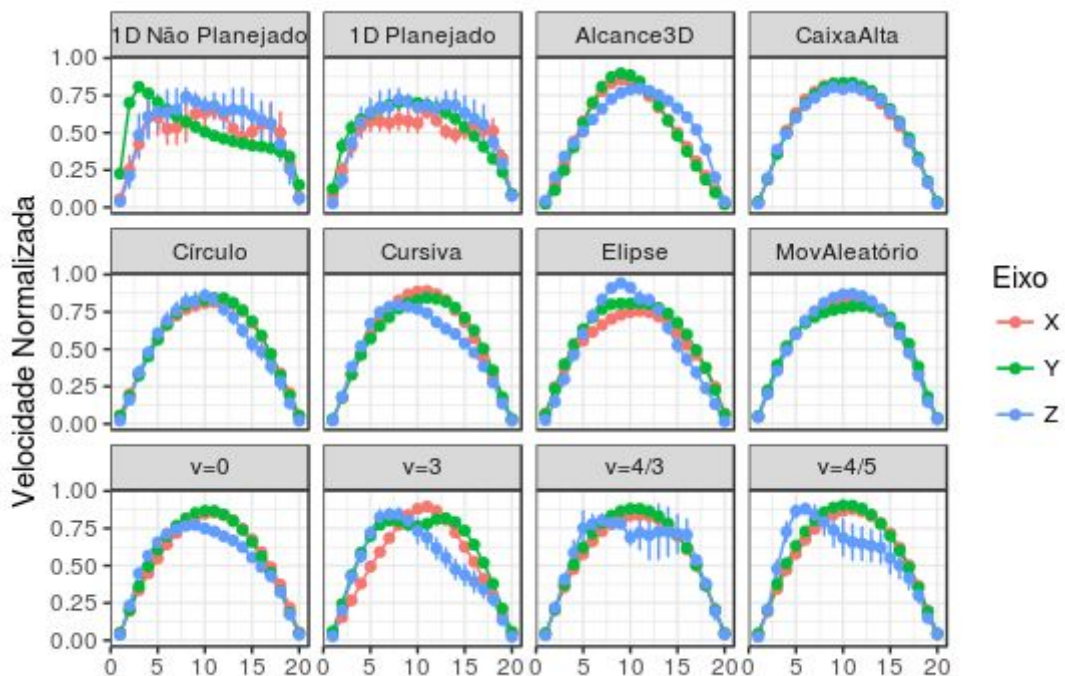


Figura 4.12: Perfis de velocidade médios para cada uma das tarefas, com os respectivos desvios.

Nas tarefas puramente bidimensionais (escrita, desenho, etc), além da autossemelhança, a simetria entre eixos também, pode ser observada explicitamente no plano xy (figura 4.13).

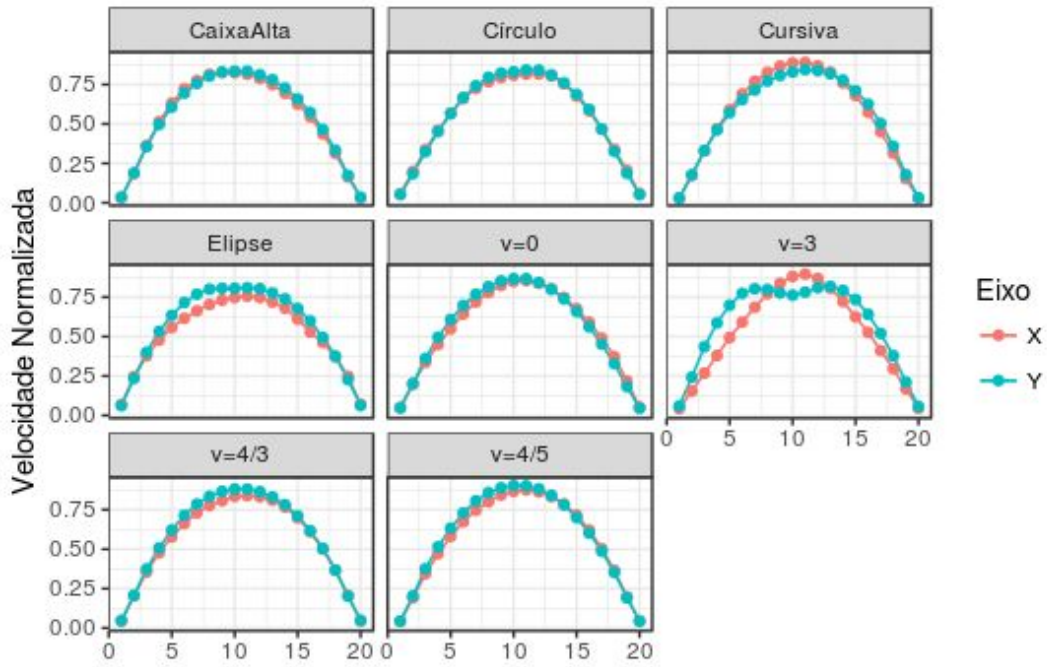


Figura 4.13: Perfil de velocidade médio do movimento no plano xy para as tarefas bidimensionais.

Nas tarefas unidimensionais e tridimensionais, a relação de autossemelhança entre os diferentes eixos só foi observada nos eixos x e y, enquanto o eixo z apresentou uma geometria diferente dos outros eixos.

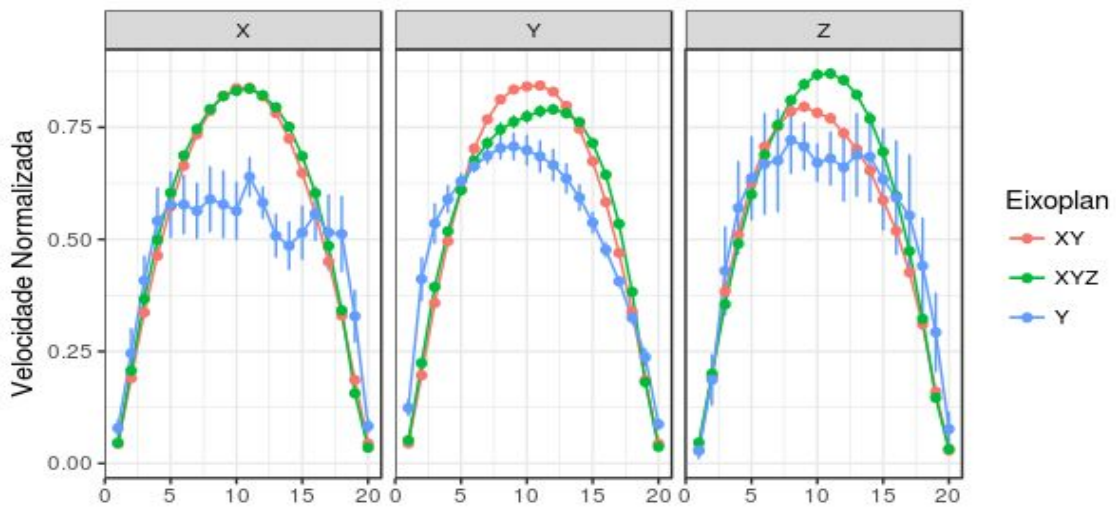


Figura 4.14 : Perfis de velocidade médios agrupados de acordo com o subespaço de planejamento do movimento. Para o planejamento no eixo y foi utilizada somente a tarefa de movimento unidimensional com alvos. O perfil de velocidade com ambas as tarefas unidimensionais pode ser visto no apêndice B.

Nas tarefas unidimensionais, a comparação entre as duas condições (planejado x não planejado) demonstrou trajetórias diferentes, especialmente no eixo y envolvido no movimento (figura 4.14). Embora o movimento tenha se restringido ao eixo y, não é possível descartar que o mecanismo de estabilização do dedo envolva alguma forma de planejamento motor nos outros eixos coordenados.

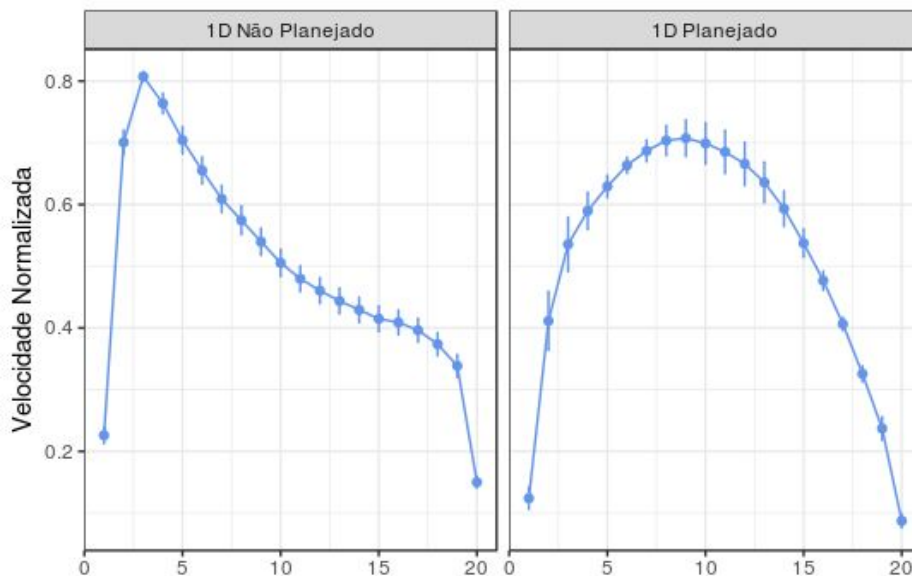


Figura 4.15: Perfis de velocidade médios no eixo y para as tarefas unidimensionais (movimento planejado e não planejado).

Por outro lado, o perfil de velocidade observado na figura 4.15 (pico de velocidade que decai ao longo do movimento) pode ser resultado de uma outra estratégia de controle motor. Como os participantes sabiam que precisariam inverter a direção do movimento e sabiam também que o espaço disponível para o movimento era limitado, o pico de velocidade observado na figura da esquerda pode ter sido resultado desta estratégia de controle. Uma forma de evitar este problema seria que os participantes realizassem um movimento circular, que eliminaria o problema do tamanho finito do movimento.

Estes resultados demonstram um aspecto interessante do controle do movimento: a decomposição do movimento em unidades fundamentais que obedecem relações de escalonamento bem definidas aparentemente não ocorre da mesma forma em

todos os eixos do movimento, mas principalmente nas direções relevantes para a realização da tarefa.

O modelo apresentado e os resultados do experimento acima apontam para uma combinação das duas estratégias de controle do movimento descritas no capítulo anterior, que visam reduzir o número de graus de liberdade livres no controle do movimento (modularidade e controle de variância dependente da tarefa).

Ao partir da segmentação do movimento em elementos de movimento definidos pelos zeros da velocidade, os perfis de velocidade encontrados são consistentes com o modelo de Hoff que minimiza o tempo e maximiza a suavidade. Além disso, os elementos encontrados em diferentes eixos possuem a propriedade de serem autossemelhantes. Esta autossemelhança porém está relacionada ao planejamento motor de forma não trivial, já que o padrão de autossemelhança só é observado em determinados eixos do movimento.

Os dois aspectos discutidos neste capítulo (controle sequencial e otimização de trajetórias) serão novamente discutidos no próximo capítulo, dentro do processo de aprendizado de uma nova tarefa motora.

Capítulo 5: Aprendizado motor em uma tarefa de equilíbrio

A seguir será apresentada uma breve descrição do estudo e dos métodos utilizados para a avaliação cinemática do aprendizado de uma nova tarefa motora através de filmagens.

5.1 Participantes

O estudo foi realizado com indivíduos saudáveis, com o intuito de avaliar as estratégias motoras utilizadas no início do processo de aprendizado de uma nova tarefa motora.

29 indivíduos saudáveis foram recrutados. Os participantes possuíam idade entre 20 e 40 anos (26 ± 3.05), 17 deles eram mulheres. Todos possuíam um índice de massa corporal abaixo de 30 kg/m^2 , eram sedentários ou praticavam atividade física irregularmente e sem histórico de doenças neuromusculares. Nenhum deles reportou uso de drogas psicotrópicas que pudessem ter interferido com a performance motora ou com o aprendizado da nova tarefa. Cada participante assinou um termo de consentimento e preencheu um questionário demográfico. O protocolo foi aprovado pelo comitê de ética da UFBA (CAAE - 43223114.4.0000.5531)

5.2 Montagem experimental

A tarefa consistia em um jogo, no qual os indivíduos deveriam controlar um cursor na tela a partir da posição do seu centro de massa, medida por uma plataforma de força. Ao longo de sete repetições do jogo, foram então avaliados os movimentos dos participantes através de filmagens e a pontuação correspondente, registrada pelo jogo.

Tendo o modelo proposto no capítulo 3 como base, o experimento buscou testar se a evolução dos elementos de movimento poderia ser observada nos primeiros estágios do aprendizado motor em indivíduos saudáveis. De forma a melhor

explorar a complexidade do comportamento motor, foi selecionada uma tarefa diferente daquelas descritas no capítulo 3. Os métodos descritos no capítulo anterior (processamento das séries temporais, segmentação do movimento) podem porém ser aplicados integralmente.

Um marcador colorido foi posicionado sobre o manúbrio do esterno (figura 5.1) de cada participante, a fim de registrar o movimento do corpo nos eixos médio-lateral e vertical (aqui denominados eixos x e y).

Uma câmera GoPro® foi posicionada em frente ao participante, de forma a registrar o movimento do marcador colorido através do uso do software CvMob (Peña 2013). Os participantes se posicionaram sobre uma plataforma de força Wii Balance® localizada em frente a uma tela, na qual o jogo era mostrado. Os indivíduos tinham liberdade para se mover sobre a plataforma e não estavam apoiados ou recostados de nenhuma forma. A frequência de captura da câmera foi configurada em 30 quadros por segundo.

O jogo foi desenvolvido especificamente para o experimento. O objetivo do jogo era capturar o maior número de flechas possíveis dentro do tempo determinado (60 segundos). As flechas desciam a cada dois segundos nos lados direito e esquerdo da tela de forma alternada, a partir de duas posições fixas em cada lado da tela. Os participantes deveriam controlar um alvo na tela usando transferência lateral de peso sobre a plataforma Wii Balance Board® e assim capturar as flechas de ambos os lados (figura 5.1). Os participantes recebiam um ponto para cada flecha capturada e perdiam um ponto para cada flecha perdida (a pontuação poderia variar entre -30 e 30). Cada participante deveria jogar sete rodadas de um minuto cada (30 flechas por rodada). Entre cada rodada, os participantes tinham um período entre dois e cinco minutos para descansar e assim também eliminar efeitos indesejados de fadiga.



Figura 5.1: Representação gráfica do jogo. O ponto anatômico sobre o manúbrio, utilizado para capturar o movimento no jogo, encontra-se destacado em amarelo.

Nenhum dos participantes havia usado a plataforma Wii Balance Board® antes do estudo ou tinha experiência prévia com tarefas motoras similares (como surfar ou andar de skate). Nenhuma informação sobre o funcionamento do jogo foi fornecida aos participantes antes do início da tarefa, exceto que o objetivo do jogo era capturar as flechas que caíam na tela através do controle da plataforma de força.

5.3 Pré-Seleção e limpeza dos dados

Gravações de alguns participantes precisaram ser descartadas, por conta de problemas com os vídeos ou com a iluminação, que inviabilizaram o rastreamento adequado do marcador colorido. A abordagem estatística (descrita abaixo) necessitava que cada participante possuísse todas as sete rodadas do jogo, a fim de observar mudanças longitudinais ao longo do treinamento. Desta forma, dados de participantes com um número incompleto de sessões foram descartados e as etapas de processamento descritas a seguir foram aplicadas sobre os dados de 14 participantes restantes.

5.4 Segmentação em elementos de movimento

A segmentação do movimento em primitivos motores ou elementos de movimento foi feita seguindo o procedimento descrito no capítulo 4. Para esta tarefa, elementos de movimento com duração inferior a 100 milissegundos, envolvendo deslocamentos inferiores a 3×10^{-3} metros ou velocidade inferior a $1,4 \times 10^{-2}$ metros/segundo foram descartados como ruído.

5.5 Índice de irregularidade

Se usarmos o modelo proposto no capítulo 3, cada perfil de velocidade $v_{i,m}(t)$ para o elemento i no plano m é definido pela eq 3.10. Se denotamos por $D_{i,m}$ o deslocamento e $T_{i,m}$ a duração do elemento i no plano m , a equação (3.10) pode ser usada como um modelo neutro para calcular o desvio e a correlação entre o modelo e o movimento estimado. Para isso, pode ser usado como medida de interesse um índice de irregularidade W , definido como a média do coeficiente de variação da diferença entre a velocidade obtida com o modelo de Hoff $v_{i,m}(t)$ e a velocidade observada $w_{i,m}(t)$, relativa à velocidade média $\dot{w}_{i,m}$ para todos os elementos e planos de movimento:

$$W = \frac{1}{2N} \sum_{m=\{x,y\}} \sum_{i=1}^N \frac{\sigma [w_{i,m}(t) - v_{i,m}(t)]}{\dot{w}_{i,m}} \quad (Eq. 5.1)$$

no qual σ é a função desvio padrão e N o número total de elementos (após a remoção dos elementos abaixo do limiar de detecção descrito acima). Para estimar as diferenças na velocidade, foi gerado um modelo neutro com o mesmo número de pontos que a série observada.

5.6 Análise estatística

Para determinar o efeito da prática ao longo das sete rodadas do jogo sobre a pontuação, sobre o número de elementos de movimento e sobre o desvio do

movimento com relação ao modelo teórico, o teste de Friedman foi utilizado. Em seguida, a análise *post hoc* foi feita usando o teste de Nemenyi. A correlação entre os parâmetros número de elementos e pontuação e tempo (número da rodada), bem como entre o desvio W do perfil da velocidade em relação ao modelo de Hoff e o tempo foi feita usando o teste de Spearman.

Para o expoente β do espectro de potência, para a distribuição de tamanhos e para a autossemelhança no espaço dos elementos de movimento, foram usados os métodos e testes descritos no capítulo 4. Em todos os testes o limiar de significância foi estabelecido previamente como 95%.

5.7 Evolução da pontuação e dos parâmetros do movimento

Os participantes mostraram uma melhora significativa na pontuação ao longo das 7 rodadas do jogo. Este é um indício de que é possível observar mudanças no movimento associadas à adaptação motora, mesmo num intervalo de treinamento relativamente curto (figura 5.2). Em específico, o teste de Friedman sobre a pontuação dos 14 participantes mostrou um efeito significativo para o fator tempo (rodada de treinamento, $p < 0,05$). Na análise *post hoc*, o teste de Nemenyi identificou que a mediana da pontuação da primeira rodada foi significativamente inferior à mediana da pontuação da quarta, da quinta, da sexta e da sétima rodada ($p < 0,05$). Além disso, a mediana da pontuação da segunda rodada foi significativamente menor do que a mediana da sexta e da sétima rodada, enquanto o mesmo foi observado para a pontuação da terceira rodada em comparação à sétima rodada ($p < 0,05$). Estes resultados indicam uma melhora gradual na pontuação, que parece ter se estabilizado após a terceira rodada.

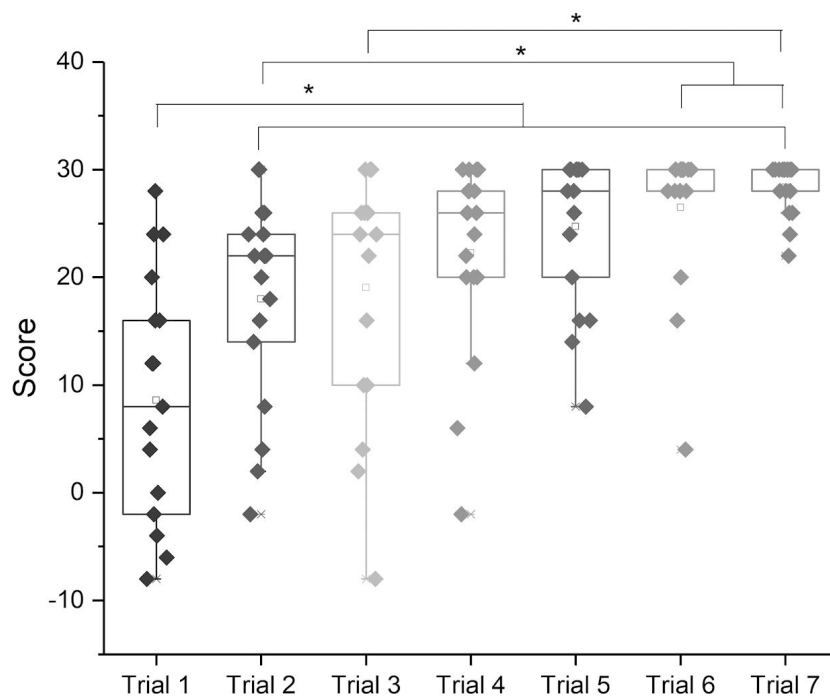


Figura 5.2: Evolução da pontuação alcançada pelos participantes ao longo das sete rodadas.

Em seguida foi testada a hipótese de que as mudanças na pontuação observadas estariam associadas com mudanças nos parâmetros dos elementos de movimento. Os resultados mostraram que o número de unidades de movimento no plano médio-lateral se modificou ao longo do treinamento (figura 5.3). O teste de Friedman mostrou um efeito significativo do fator tempo (rodada de treinamento, $p < 0,05$). O teste de Nemenyi identificou que a mediana do número de elementos no plano médio-lateral da primeira rodada foi significativamente maior do que esta mesma quantidade observada na terceira, quarta, quinta, sexta e sétima rodadas ($p < 0,05$).

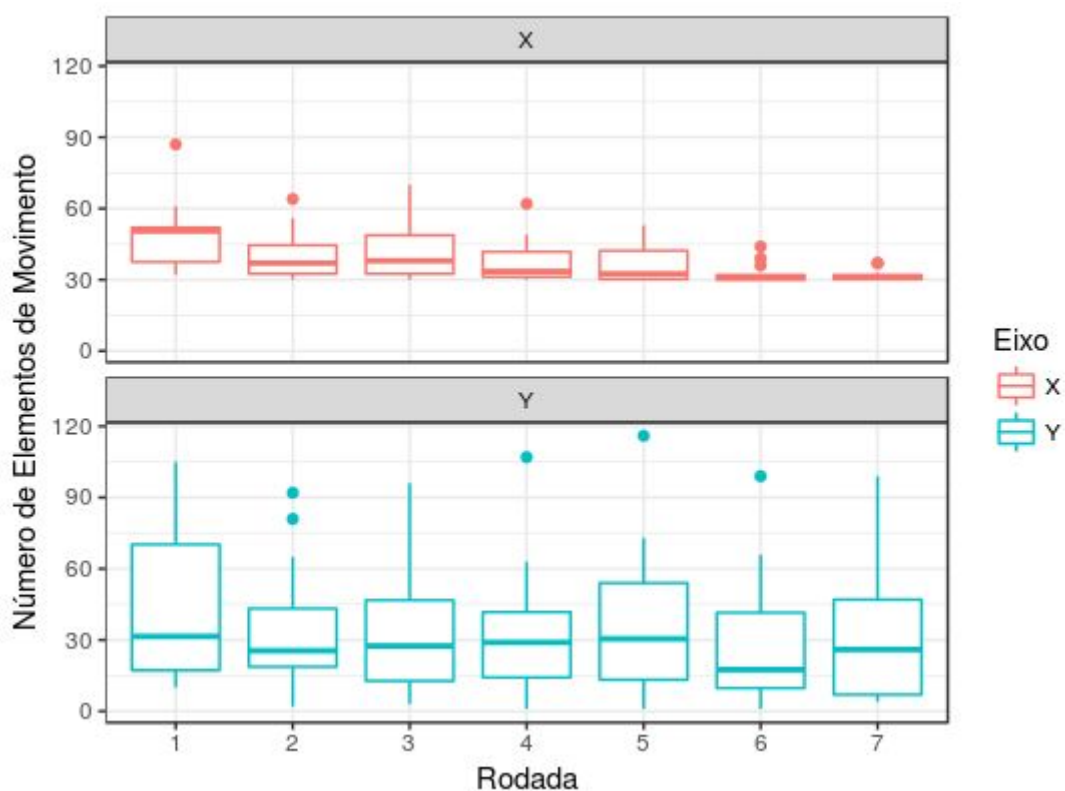


Figura 5.3: Evolução do número de elementos de movimento ao longo das sete rodadas no eixo médio-lateral (figura de cima) e no eixo vertical (figura de baixo).

Além disso, o número de elementos de movimento no plano médio-lateral observado na segunda rodada foi significativamente maior do que o observado na sexta e na sétima ($p < 0,05$). Tomados em conjunto, estes resultados indicam que os participantes simplificaram o seu movimento ao longo das rodadas de treinamento, ao reduzir o número de unidades de movimento na direção treinada durante o jogo.

Por outro lado, o teste de Friedman não mostrou um efeito significativo do fator tempo sobre os elementos de movimento no plano vertical ($p > 0,05$). A falta de um efeito significativo no plano vertical é relevante por dois aspectos: por um lado este resultado indica que a redução do número de unidades de movimento é específica para a tarefa treinada e corrobora a noção de que estes elementos têm um papel central no planejamento motor. Além disso, estes resultados são consistentes com outras teorias do aprendizado motor. Em especial, a chamada *hipótese da variedade não controlada* prevê que o sistema de controle motor opera de forma a reduzir a variabilidade no subespaço de parâmetros relevantes à tarefa, enquanto

permite erros no espaço de parâmetros que não são relevantes para o sucesso da tarefa.

Para o desvio do movimento em relação ao modelo de Hoff, foi testada a hipótese de que o índice de irregularidade W deveria diminuir com o treinamento. Este seria um indício de que com o treinamento estaria associado, além de um aumento na pontuação, uma otimização da trajetória com relação à suavidade e ao tempo. (figura 5.4).

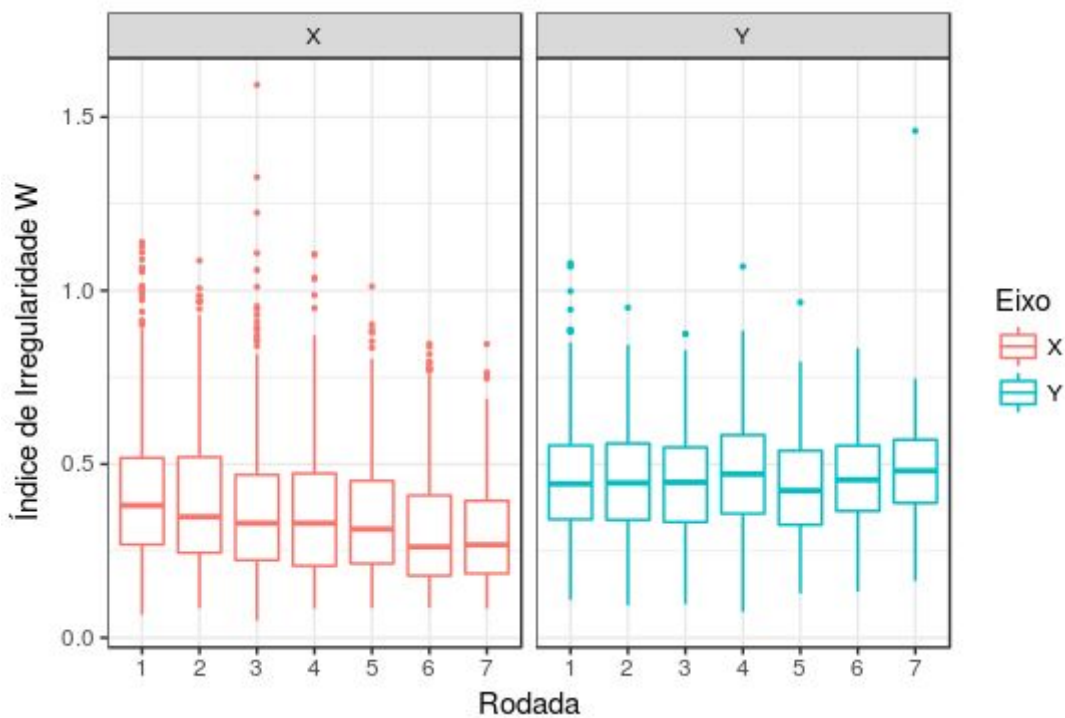


Figura 5.4: Distribuição dos valores do índice de irregularidade W em relação ao modelo de Hoff por rodada.

O teste de Friedman indicou um efeito significativo do fator tempo sobre os valores do índice de irregularidade W ($p < 0,05$). No entanto, o teste de Nemenyi mostrou diferenças significativas entre o valor de W da primeira rodada e das rodadas 5, 6 e 7 ($W_1 > W_5$; $W_1 > W_6$ e $W_1 > W_7$; $p < 0,05$) e do valor de W na segunda rodada e os valores correspondentes na sexta e sétima rodadas ($W_2 > W_6$ e $W_2 > W_7$; $p < 0,05$). Estas diferenças foram observadas somente no eixo médio-lateral. Nenhuma diferença significativa foi observada entre os valores de W em diferentes rodadas para o eixo vertical.

Por fim, uma correlação significativa foi encontrada entre os valores de pontuação e os valores do número de elementos (Spearman $\rho=-0,72$; $p<0,05$) e os valores de W no plano médio-lateral (Spearman $\rho=-0,57$; $p<0,05$) por rodada. Estes resultados indicam que, na otimização da estratégia motora ao longo das sete rodadas, os indivíduos simplificaram o movimento ao reduzir o número de segmentos e otimizaram cada movimento com relação à suavidade e ao seu tempo de execução, de forma consistente com o modelo proposto por Hoff.

5.8 Evolução da complexidade do movimento ao longo do treinamento

Além da simplificação do movimento por meio da composição de elementos do movimento, também foram testadas modificações nas propriedades complexas da trajetória em cada um destes elementos. A hipótese em comum nos testes apresentados nas próximas seções é a de que as propriedades complexas do movimento permanecem inalteradas ao longo das rodadas de treinamento. Posto de outra forma, a hipótese é de que estas propriedades são geradas por processos de evolução lenta, de forma consistente com o comportamento observado em sistemas críticos.

5.8.1 Espectro de Potência

Assim como os movimentos de escrita estudados no capítulo anterior, o movimento do ponto sobre o manúbrio também apresentou um espectro de potência cujo decaimento com o inverso do logaritmo da frequência é caracterizado por um expoente $\beta \sim 1,67$.

Porém, o valor do expoente β não sofreu mudanças significativas em nenhum dos eixos ao longo das sete rodadas do treinamento (figura 5.5).

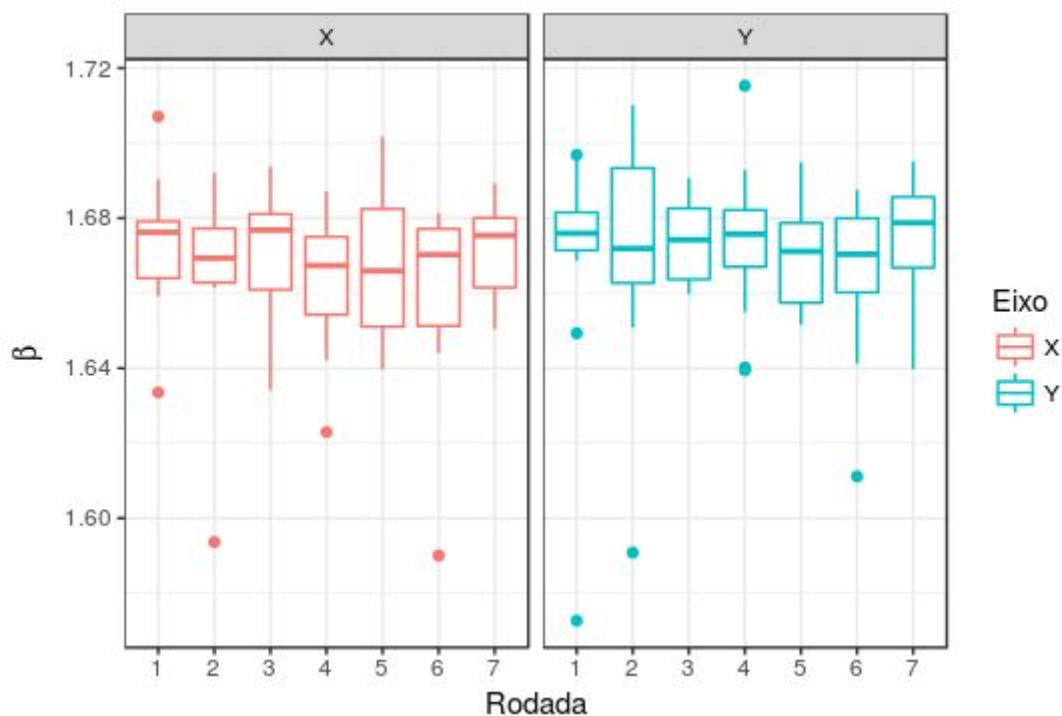


Figura 5.5: Valores do expoente β de decaimento do espectro de potência da posição ao longo das sete rodadas do treinamento.

É interessante notar que, em comparação com os valores do expoente β encontrados no experimento anterior ($\beta \sim 1,78$), os valores encontrados para a presente tarefa de aprendizado motor são comparativamente menores ($\beta \sim 1,67$). Isto indica dois cenários possíveis: O primeiro cenário é o de que a diferença nos valores de β esteja associada com a natureza intrinsecamente diferente das tarefas motoras (movimento de membros superiores em uma e membros inferiores em outra). O segundo cenário possível, e o mais provável, é o de que um tempo de aprendizado maior seja necessário para que mudanças significativas ocorram nas propriedades críticas do movimento. Esta hipótese é consistente também com os resultados apresentados na próxima seção.

5.8.2 Relações de escala

A decomposição dos movimentos realizados durante o jogo em elementos de movimento mostrou uma relação de escala entre o deslocamento D e a velocidade

média no elemento semelhante ao comportamento encontrado no capítulo anterior (figura 5.6).

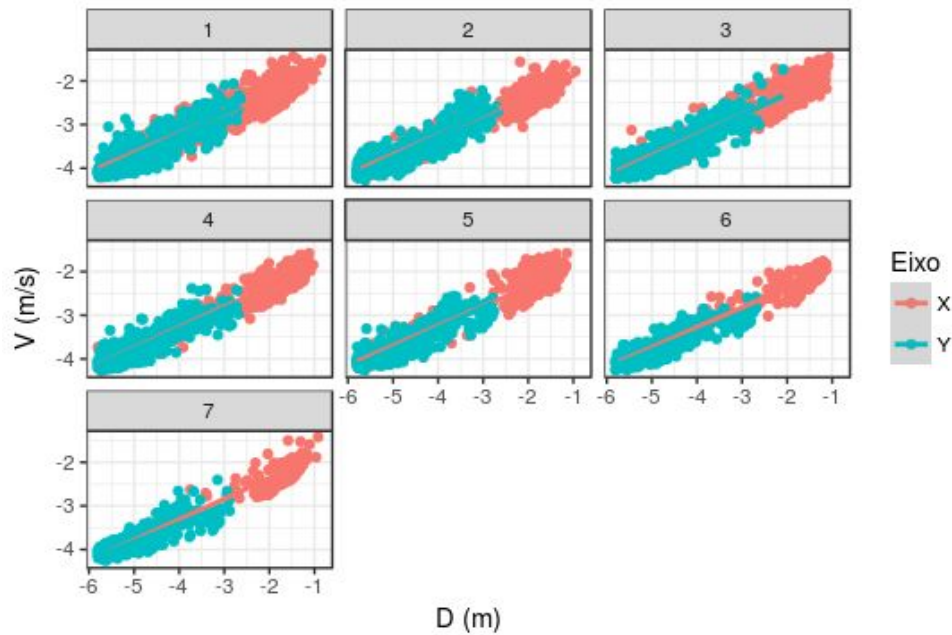


Figura 5.6: Relação de Escala entre deslocamento total e velocidade média para cada elemento de movimento ao longo das sete rodadas, para todos os indivíduos.

Rodada	α_x	$R_x \pm \text{Desvio}$	α_y	$R_y \pm \text{Desvio}$
1	0,45±0,04	0,77±0,27	0,43±0,11	0,82±0,20
2	0,42±0,09	0,80±0,23	0,31±0,27	0,82±0,18
3	0,46±0,07	0,83±0,21	0,37±0,17	0,83±0,19
4	0,46±0,05	0,84±0,19	0,41±0,13	0,81±0,20
5	0,42±0,12	0,85±0,17	0,35±0,17	0,84±0,17
6	0,42±0,13	0,86±0,18	0,33±0,11	0,83±0,17
7	0,39±0,12	0,88±0,14	0,40±0,15	0,82±0,17

Tabela 5.1: Média e desvio dos valores do expoente α e do coeficiente de correlação entre o perfil de velocidade observado e previsto pela equação 3.10 por rodada, em ambos os eixos, para todos os sujeitos.

O valor do expoente de escala α não mostrou uma tendência clara com o treinamento, embora tenha demonstrado uma diferença sistemática entre eixos

($\alpha > \alpha_y$). Além disso, o valor de α encontrado foi menor do que o valor esperado de $2/3$, embora a relação de escala entre velocidade média e deslocamento tenha sido observada em todas as medidas.

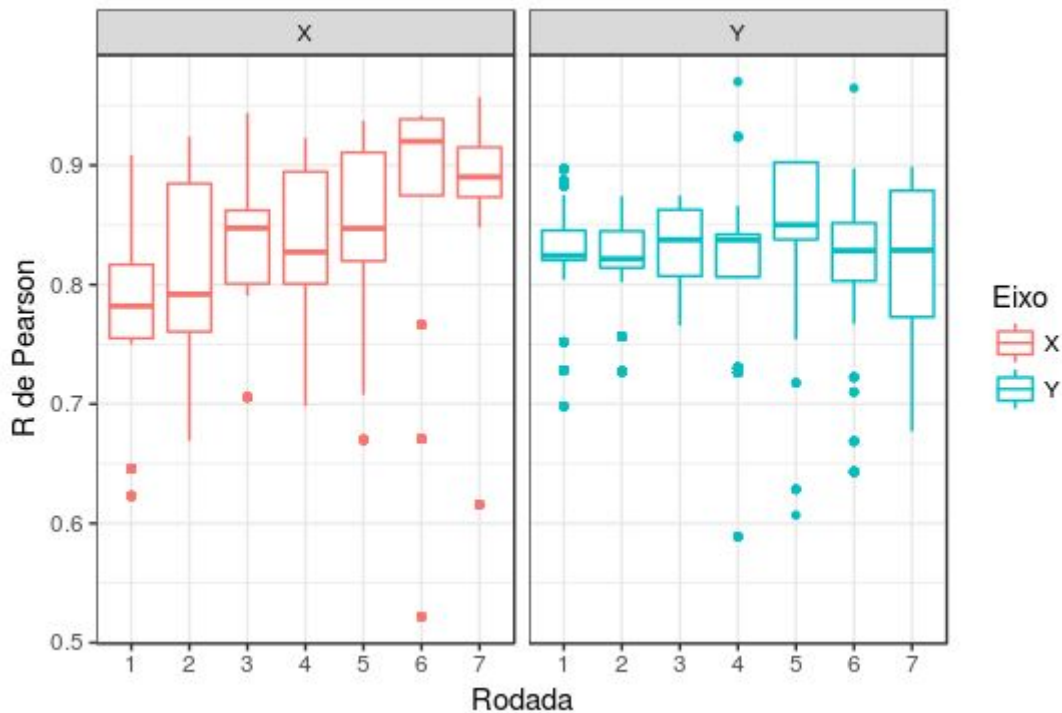


Figura 5.7: Distribuição dos valores da correlação entre os perfis de velocidade observados e previstos pelo modelo de Hoff por rodada.

Por outro lado, o valor do coeficiente de correlação de Pearson entre o perfil de velocidade observado e previsto pela equação 3.10 aumentou significativamente somente no eixo médio-lateral. Este resultado indica que a suavidade do movimento poder ser alterada de forma significativa com a adaptação motora de curto prazo, mesmo que os aspectos geométricos da trajetória (expoente α) permaneçam inalterados.

5.8.3 Distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento

Assim como nas tarefas descritas no capítulo anterior, a distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento da tarefa de aprendizado não foi caracterizada por

uma lei de potência (figura 5.8). Novamente, o ajuste quadrático da distribuição acumulada complementar se mostrou mais adequado do que o ajuste linear.

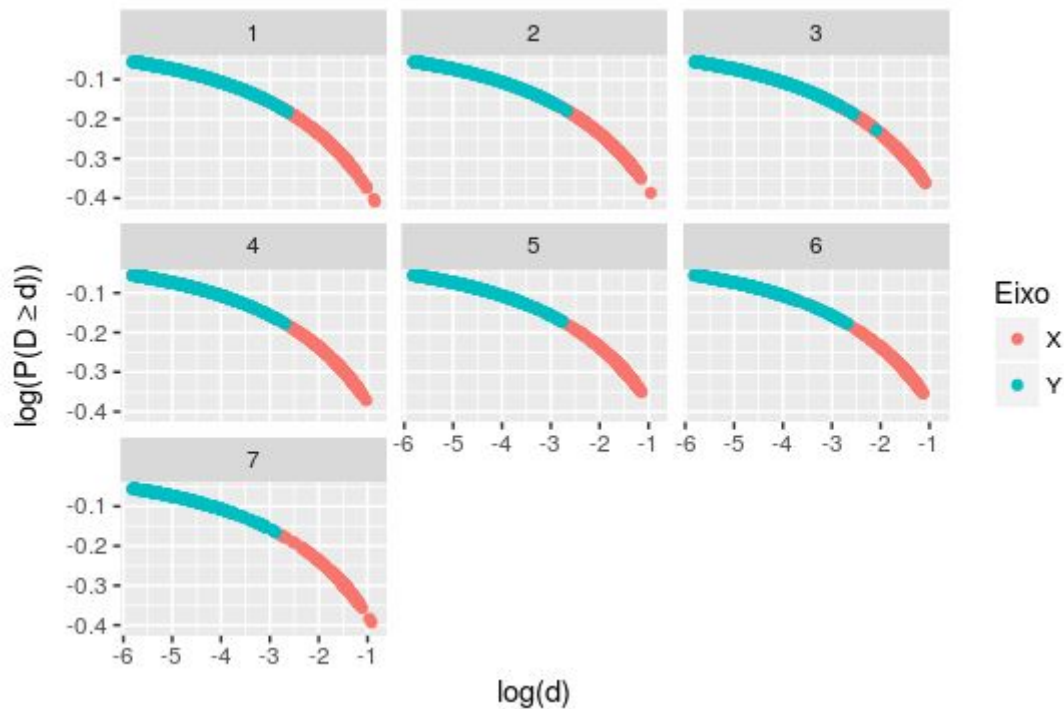


Figura 5.8: Distribuição acumulada complementar para os tamanhos dos elementos de movimento em ambos os eixos por rodada.

Por outro lado, como se pode observar na figura 5.9, as distribuições nos eixos x e y aumentaram a separação de escalas temporais ao longo das rodadas de treinamento.

5.8.4 Autossemelhança

Para a tarefa do jogo, a relação de auto semelhança pôde ser observada inicialmente (Rodada 1) ao comparar os movimentos nos eixo horizontal (eixo envolvido na tarefa) e vertical (eixo perpendicular ao movimento da tarefa). No entanto, ao longo das as rodadas do jogo, observa-se uma mudança significativa na geometria do perfil de velocidade somente no eixo envolvido na tarefa. O perfil de velocidade se aproxima cada vez mais da curva de sino prevista pelo modelo de

Hoff (figura 5.10). Este resultado é consistente com a diminuição significativa do desvio W em relação ao modelo de Hoff, que ocorreu somente no eixo médio-lateral.

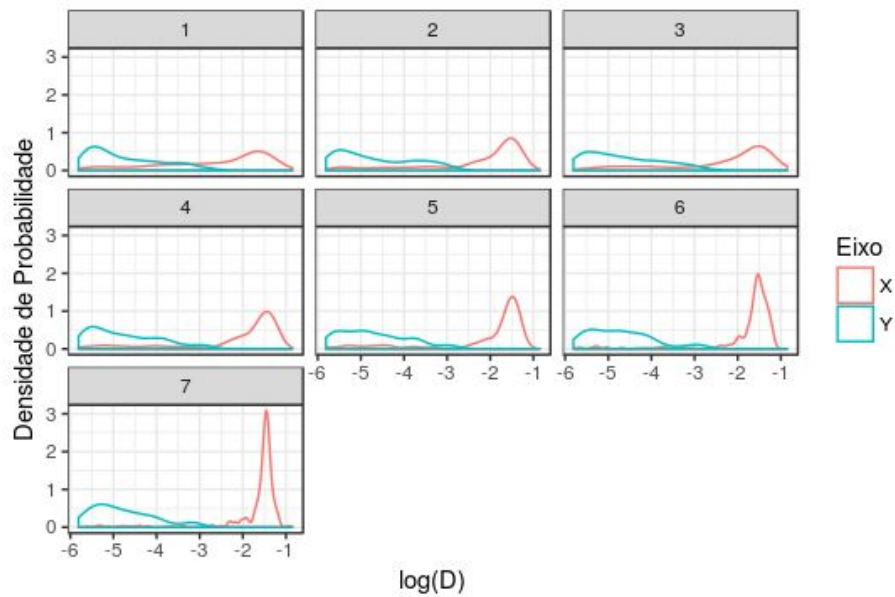


Figura 5.9: Histograma do log do deslocamento D nos dois eixos, ao longo das rodadas de treinamento.

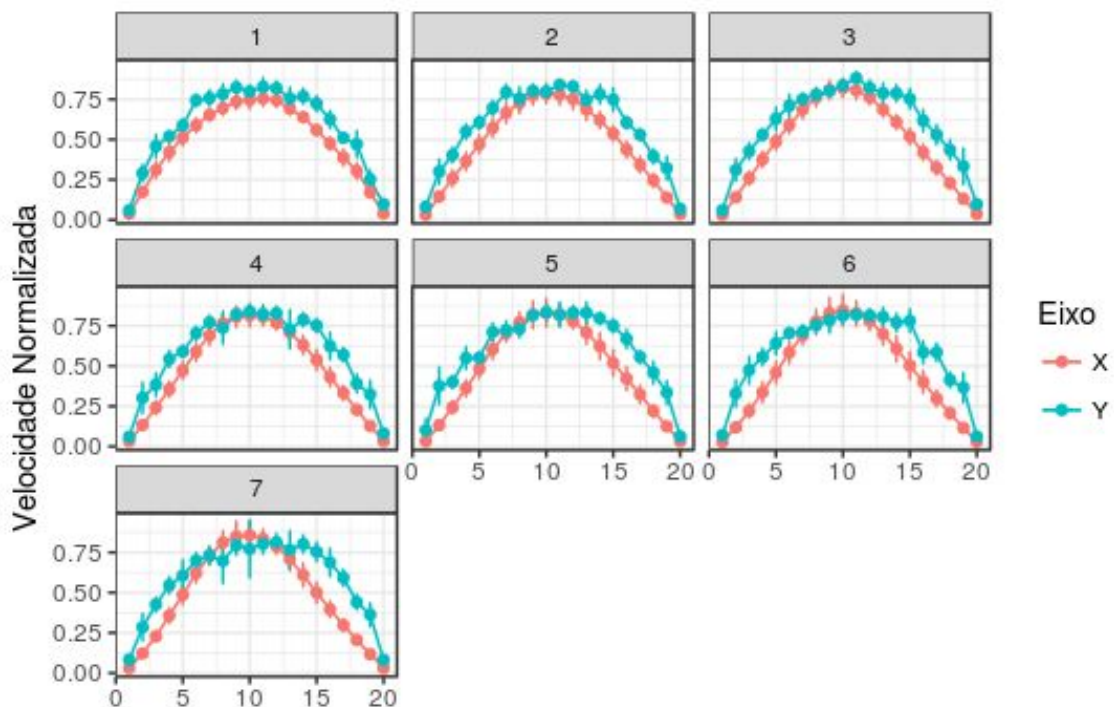


Figura 5.10: Evolução do perfil de velocidade médio ao longo das rodadas de treinamento. Aqui se observa a diferença qualitativa entre a mudança na geometria do perfil de velocidade no eixo

médio-lateral (x), que se aproxima da curva de sino prevista pelo modelo de Hoff, e a ausência de mudanças no eixo vertical (y).

5.9 Etapas do aprendizado motor

Latash 2010 caracteriza o processo de aprendizado motor em termos de dois estágios: No primeiro estágio, o processo de aprendizado consiste no desenvolvimento de novas sinergias que estabilizem a performance na tarefa em questão. A segunda etapa consiste então na otimização destas sinergias com relação ao chamado *índice de sinergia*. Este índice de sinergia é quantificado como o percentual da variância total associado com o subespaço relevante (Latash 2010). Embora a análise de Latash seja aplicada ao aprendizado motor e à aquisição de habilidades motoras em escalas maiores de tempo, um resultado semelhante foi observado neste estudo. Os valores dos tamanhos dos elementos foram previamente normalizados em ambos os eixos para assumir valores entre 0 e 1. Em seguida, a variância foi calculada separadamente em cada eixo e a variância total foi calculada como a soma da variância em ambos os eixos. O percentual da variância total correspondente ao eixo Y por rodada pode ser observado na figura 5.11.

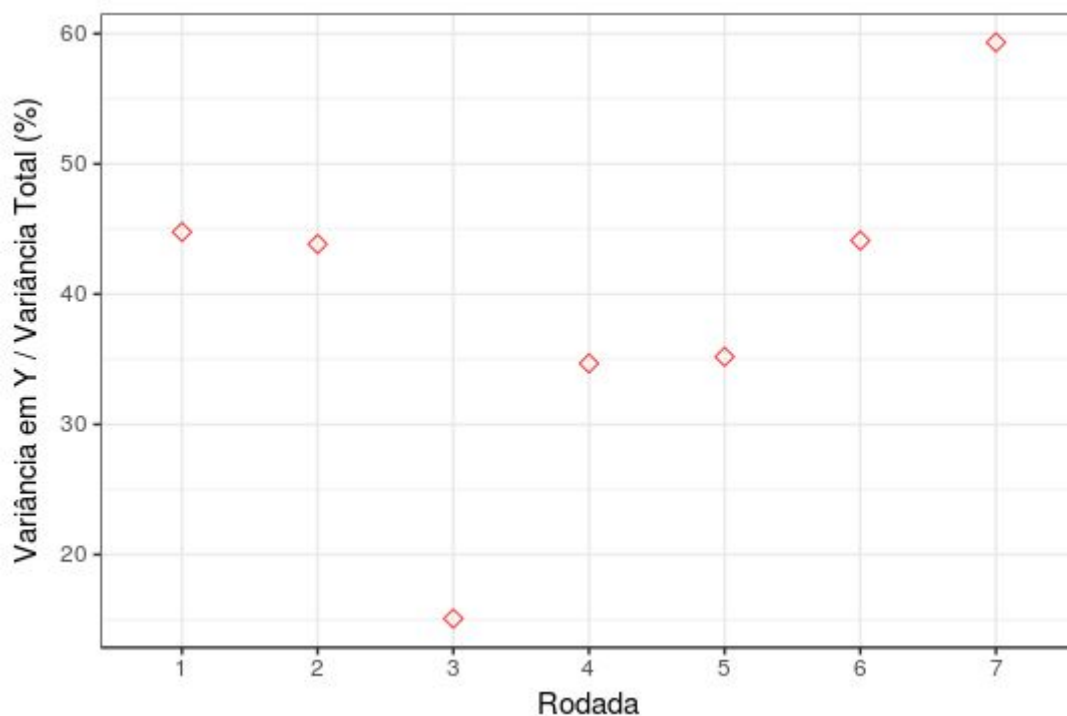


Figura 5.11: Percentual da variância associada com o subespaço irrelevante da tarefa (eixo y) por rodada.

Este resultado, assim como os outros resultados apresentados neste capítulo, são consistentes com a hipótese da variável não controlada, que associa o processo de aprendizado motor à otimização da variância no subespaço relevante para a tarefa em questão.

No entanto, é importante ressaltar que os resultados observados na figura 5.11 não foram determinados por um aumento da variância na direção vertical (que permaneceram constantes ao longo do treinamento), mas sim pela diminuição da variância no eixo médio-lateral (tabela 5.2).

Rodada	Variância no eixo X	Variância no eixo Y	Variância Total	VarY/VarT (%)
1	0,05	0,04	0,09	44,8%
2	0,06	0,04	0,10	43,9%
3	0,08	0,01	0,10	15,1%
4	0,07	0,04	0,11	34,7%

5	0,07	0,04	0,11	35,2%
6	0,05	0,04	0,08	44,1%
7	0,03	0,04	0,06	59,3%

Tabela 5.2: Variância dos tamanhos dos elementos de movimento normalizados por rodada e por eixo.

De forma interessante, o valor da variância neste eixo aumenta nas primeiras três rodadas, antes de decair a partir da quarta rodada (Figura B1 no apêndice B). Este resultado indica que durante este período (três primeiras rodadas) os participantes testaram diferentes estratégias motoras, antes de estabilizar e otimizar uma estratégia motora bem definida. Este resultado é consistente com o resultado dos testes estatísticos apresentados na seção 5.7, que não mostrou diferenças significativas na pontuação para as quatro últimas rodadas.

Capítulo 6: Conclusões e perspectivas futuras

Ao longo deste trabalho foi investigada a hipótese de que o controle motor pode ser enxergado como um sistema complexo que atua otimizando o movimento simplificando-o e otimizando a sua suavidade. Para tanto foram avaliadas algumas propriedades do movimento geralmente associadas com sistemas complexos, no contexto de dois conjuntos de tarefas distintos. O primeiro conjunto de tarefas envolveu movimentos de escrita e alcance efetuados com os membros superiores. O segundo conjunto de tarefas envolveu o aprendizado de uma tarefa motora nova, na qual o movimento envolvia o deslocamento do centro de massa no eixo médio-lateral.

No primeiro conjunto de tarefas, observou-se que o movimento para diferentes tarefas possuía um espectro de potência que decaía com o inverso do logaritmo da frequência e podia ser caracterizado por um expoente β . O expoente serve então como uma forma de observar as flutuações da posição e é frequentemente observado em sistemas complexos, como resultado de mecanismos do tipo avalanche. Embora o valor de β observado tenha variado pouco ao longo das tarefas, diferenças significativas foram observadas entre eixos do movimento e entre tarefas motoras. Este fato indica que o mecanismo de geração do movimento não é completamente livre de parâmetros e demanda um modelo detalhado que possa ajudar a explicar com precisão as variações observadas no espectro de frequência. Além disso, a série temporal aqui utilizada para o cálculo do espectro de potência foi a série da posição. O espectro de frequência da posição apresenta uma forte dependência com a geometria do movimento em si (por exemplo das figuras desenhadas). Neste caso, o uso da série da velocidade poderia possivelmente fornecer resultados mais gerais do movimento, independentes do tipo de movimento, como seria inicialmente esperado.

Em seguida, após a segmentação do movimento em elementos de movimento, foi avaliada a relação de escala entre a velocidade média e o deslocamento total em cada elemento. Os valores do expoente α encontrados são consistentes com o valor

de $\alpha=2/3$ previsto pelo modelo de Hoff, embora diferenças entre tarefas e eixos também tenham sido observadas. Estes resultados indicam que o controle motor nas tarefas estudadas está associado com uma maximização da suavidade dentro de cada elemento de movimento. Além disso, o comportamento observado nas tarefas unidimensionais com e sem alvos mostrou que a otimização do movimento em termos de primitivos motores que maximizam a suavidade e minimizam o tempo não é simplesmente uma propriedade biomecânica do movimento humano, mas sim um elemento importante do planejamento motor.

A distribuição de tamanhos dos elementos de movimento observada não apresentou a forma de uma lei de potência, de forma contrária à hipótese inicial. Este resultado indica novamente que o mecanismo de geração dos elementos não parece corresponder a um mecanismo do tipo avalanche, ao menos no nível cinemático de avaliação do movimento. Apesar disso, os intervalos encontrados na escala de tamanho foram pequenos e isso pode ter contribuído para que o ajuste não fosse adequado (efeito de tamanho finito). No nível de atividade muscular este comportamento ainda não foi estudado com profundidade, mas o mecanismo de ativação das unidades motoras por meio de um limiar de ativação sugere um comportamento deste tipo.

Para o perfil de velocidade dentro dos elementos de movimento, foi observado um comportamento autossemelhante na comparação entre eixos. No entanto, esta autossemelhança foi observada principalmente nos eixos relevantes para a tarefa em questão, como ficou demonstrado pela avaliação das tarefas agrupadas por eixo de planejamento. Esta autossemelhança entre movimentos de diferentes tamanhos e eixos coordenados, especialmente com a dependência dos eixos relevantes para a tarefa, é mais um indício de que as propriedades complexas do movimento estão associadas com o processo de planejamento motor. Ademais, como descrito anteriormente, o desenho da tarefa na condição não planejada pode ter influenciado a forma do perfil de velocidade encontrado, mais um indício de que novos estudos são necessários para compreender o papel do planejamento na forma dos elementos de movimento.

Na segunda tarefa, foi possível observar a evolução temporal das propriedades do movimento na adaptação a uma tarefa motora nova. Nos resultados obtidos ficaram

explícitas as contribuições de dois processos distintos (mas interrelacionados) para o desempenho da tarefa motora: a simplificação do movimento, representada pela redução do número de elementos ao longo do treinamento, e a otimização da trajetória em termos de suavidade e duração do movimento, quantificada pelo ajuste ao modelo de Hoff.

Além disso, ficou explícita nestes resultados a dependência do processo de aprendizado motor com o contexto da tarefa em que este aprendizado acontece e portanto com os vínculos impostos por ela. As mudanças observadas nas propriedades do movimento aconteceram majoritariamente no eixo relevante para a tarefa, enquanto as propriedades do movimento no eixo perpendicular à execução da tarefa permaneceram inalteradas.

O expoente β do espectro de potência e o fator de escala α entre a velocidade média e o deslocamento nos elementos de movimento também permaneceram inalterados ao longo do treinamento. Este resultado era esperado, já que a abordagem do planejamento motor como sistema complexo e criticamente organizado pressupõe que os parâmetros do sistema são definidos por processos lentos de interação com o ambiente. É evidente que estes parâmetros também podem ser alterados de forma drástica (como no caso de lesões musculares ou ósseas, ou mesmo de doenças repentinas), mas usualmente este processo ocorre em escalas de tempo maiores (Newell, Liu & Mayer-Kress 2001; Dayan & Cohen 2011).

A distribuição dos tamanhos dos elementos de movimento para a tarefa do jogo, assim como ocorreu para os movimentos de membros superiores, não apresentou um comportamento de lei de potência. Observou-se no entanto uma concentração da distribuição de tamanhos no eixo médio-lateral, consistente com a redução da variabilidade no eixo relevante para a tarefa e com a otimização do índice de sinergia entre ambos os eixos coordenados.

Por fim, verificou-se que o padrão de autossimilaridade para o perfil de velocidade dentro do elemento de movimento também apresenta relação de dependência com o subespaço relevante da tarefa. Neste caso, o padrão de velocidade se aproximou ao longo do treinamento do formato do tipo curva de sino previsto pelo modelo de Hoff, de forma consistente com a diminuição do índice de irregularidade W .

Assim, os resultados de ambos os experimentos apontam para um comportamento do planejamento motor que:

- É otimizado em termos de suavidade e duração
- Resolve o problema da redundância do movimento através da sua modularização (decomposição em primitivos motores) e do controle da variância no sub-espço relevante para a tarefa.

6.1 Perspectivas futuras

Apesar de apresentar uma riqueza de resultados interessantes em si, o presente estudo levanta mais perguntas do que respostas. A continuação natural dos estudos apresentados é o estudo de sinergias cinemáticas mais complexas, compostas por um número maior de graus de liberdade. Esta abordagem é a mais direta, já que os dados de dois outros pontos também foram coletados na tarefa do jogo (cabeça e quadril) e podem ser prontamente analisados.

Uma outra linha de pesquisa importante consiste em entender as bases neurais destes elementos de movimento e a viabilidade da sua utilização como índice para avaliar a qualidade do movimento em distúrbios da coordenação motora. Esta abordagem já está sendo aplicada (em um estudo preliminar) ao movimento de pacientes com ataxia cerebelar que passaram por uma intervenção com estimulação craniana por corrente contínua. Embora os dados coletados até o presente momento sejam insuficientes para extrair conclusões robustas, os resultados são promissores.

Por fim, a terceira possibilidade de continuação envolve o desenho de novos experimentos que possam elucidar melhor o processo de geração dos elementos de movimento cinemáticos e a relação destes elementos com as sinergias musculares. Além disso, é importante considerar tarefas que possam apresentar alterações significativas em longo prazo, a fim de avaliar a interação do processo de planejamento motor aqui abordado com outros fatores relevantes para o aprendizado motor de longo prazo (retenção, sono, desestabilização, interferência com outras tarefas, etc).

Referências

- [1] Adams, J. A. (1971). A closed-loop theory of motor learning. *Journal of motor behavior*, 3(2), 111-150.
- [2] Aegerter, C. M., R. Günther, and R. J. Wijnngaarden. "Avalanche dynamics, surface roughening, and self-organized criticality: Experiments on a three-dimensional pile of rice." *Physical Review E* 67.5 (2003): 051306.
- [3] Alessandro, C., Delis, I., Nori, F., Panzeri, S., & Berret, B. (2013). Muscle synergies in neuroscience and robotics: from input-space to task-space perspectives. *Frontiers in computational neuroscience*, 7, 43.
- [4] Beggs, John M., and Dietmar Plenz. "Neuronal avalanches in neocortical circuits." *Journal of neuroscience* 23.35 (2003): 11167-11177.
- [5] Bernstein, N. The co-ordination and regulation of movements. London: Pergamon Press, 1967.
- [6] Berthouze, L., Kaplan, F., Kozima, H., Yano, H., Konczak, J., Metta, G., Nadel, J., Sandini, G., Stojanov, G. and Balkenius, C. (Eds.) Proceedings of the Fifth International Workshop on Epigenetic Robotics: Modeling Cognitive Development in Robotic Systems Lund University Cognitive Studies, 123. ISBN 91-974741-4-2
- [7] Bizzi, E., Accornero, N., Chapple, W., & Hogan, N. (1982). Arm trajectory formation in monkeys. *Experimental Brain Research*, 46(1), 139-143.
- [8] Bizzi, E., & Cheung, V. C. (2013). The neural origin of muscle synergies. *Frontiers in computational neuroscience*, 7, 51.
- [9] Buchanan, J. J., & Kelso, J. A. S. (1993). Posturally induced transitions in rhythmic multijoint limb movements. *Experimental brain research*, 94(1), 131-142.
- [10] Clauset, A., Shalizi, C. R., & Newman, M. E. (2009). Power-law distributions in empirical data. *SIAM review*, 51(4), 661-703.
- [11] Chapman, S. C., et al. "A simple avalanche model as an analogue for magnetospheric activity." *Geophysical Research Letters* 25.13 (1998): 2397-2400.
- [12] Cheung, V. C., Turolla, A., Agostini, M., Silvoni, S., Bennis, C., Kasi, P., ... & Bizzi, E. (2012). Muscle synergy patterns as physiological markers of motor cortical damage. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(36), 14652-14656.

- [13] Dayan, Eran, and Leonardo G. Cohen. "Neuroplasticity subserving motor skill learning." *Neuron* 72.3 (2011): 443-454.
- [14] D'Avella, A., Giese, M., Ivanenko, Y. P., Schack, T., & Flash, T. (2015). Modularity in motor control: from muscle synergies to cognitive action representation. *Frontiers in computational neuroscience*, 9, 126.
- [15] Faloutsos, Michalis, Petros Faloutsos, and Christos Faloutsos. "On power-law relationships of the internet topology." *ACM SIGCOMM computer communication review*. Vol. 29. No. 4. ACM, 1999.
- [16] Flash, T., & Hogan, N. (1985). The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model. *Journal of neuroscience*, 5(7), 1688-1703.
- [17] Flash, T., & Hochner, B. (2005). Motor primitives in vertebrates and invertebrates. *Current opinion in neurobiology*, 15(6), 660-666.
- [18] Flash, T., & Handzel, A. A. (2007). Affine differential geometry analysis of human arm movements. *Biological cybernetics*, 96(6), 577-601.
- [19] Fraiman, Daniel, et al. "Ising-like dynamics in large-scale functional brain networks." *Physical Review E* 79.6 (2009): 061922.
- [20] Friedman, N., Ito, S., Brinkman, B. A., Shimono, M., DeVille, R. L., Dahmen, K. A., ... & Butler, T. C. (2012). Universal critical dynamics in high resolution neuronal avalanche data. *Physical review letters*, 108(20), 208102.
- [21] Frette, Vidar, et al. "Avalanche dynamics in a pile of rice." *Nature* 379.6560 (1996): 49.
- [22] Friston, K., Kilner, J., & Harrison, L. (2006). A free energy principle for the brain. *Journal of Physiology-Paris*, 100(1-3), 70-87.
- [23] Friston, K. (2010). The free-energy principle: a unified brain theory?. *Nature reviews neuroscience*, 11(2), 127.
- [24] Gil, L., and D. Sornette. "Landau-Ginzburg theory of self-organized criticality." *Physical review letters* 76.21 (1996): 3991.
- [25] Gleria, I, Matsushita, R and da Silva S. "Sistemas complexos, criticalidade e leis de potência." *Revista Brasileira de Ensino de Física* 26.2 (2004): 99-108.

- [26] Goldberger, A. L., Amaral, L. A., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Peng, C. K., & Stanley, H. E. (2002). Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(suppl 1), 2466-2472.
- [27] Goldberger, A. L., Peng, C. K., & Lipsitz, L. A. (2002). What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease?. *Neurobiology of aging*, 23(1), 23-26.
- [28] Gong, Pulin, Andrey R. Nikolaev, and Cees van Leeuwen. "Intermittent dynamics underlying the intrinsic fluctuations of the collective synchronization patterns in electrocortical activity." *Physical Review E* 76.1 (2007): 011904.
- [29] Hausdorff, J. M. (2009). Gait dynamics in Parkinson's disease: common and distinct behavior among stride length, gait variability, and fractal-like scaling. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 19(2), 026113.
- [30] Haggard, P., & Flanagan, J. R. (1996). *Hand and brain: the neurophysiology and psychology of hand movements*. Elsevier.
- [31] Haken, H., Kelso, J. S., & Bunz, H. (1985). A theoretical model of phase transitions in human hand movements. *Biological cybernetics*, 51(5), 347-356.
- [32] Harris, C. M., & Wolpert, D. M. (1998). Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature*, 394(6695), 780.
- [33] Harpaz, N. K., Flash, T., & Dinstein, I. (2014). Scale-invariant movement encoding in the human motor system. *Neuron*, 81(2), 452-462.
- [34] Hoff, B., & Arbib, M. A. (1993). Models of trajectory formation and temporal interaction of reach and grasp. *Journal of motor behavior*, 25(3), 175-192.
- [35] Hoff, B. "A model of duration in normal and perturbed reaching movement." [35] *Biological Cybernetics* 71.6 (1994): 481-488.
- Hogan, N. (1984). An organizing principle for a class of voluntary movements. *Journal of Neuroscience*, 4(11), 2745-2754.
- [36] Huh, Dongsung, Terrence J. Sejnowski. "Spectrum of power laws for curved hand movements." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 112.29 (2015): E3950-E3958.
- [37] Jensen, H. J. (1998). *Self-organized criticality*. Cambridge, England: Cambridge University Press.

- [38] Juanico, D. E., and C. Monterola. "Background activity drives criticality of neuronal avalanches." *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical* 40.31 (2007): 9297.
- [39] Kadanoff, L. P., Nagel, S. R., Wu, L., & Zhou, S. M. (1989). Scaling and universality in avalanches. *Physical Review A*, 39(12), 6524.
- [40] Kawato, M. (1999). Internal models for motor control and trajectory planning. *Current opinion in neurobiology*, 9(6), 718-727.
- [41] Kelso, J. S., Holt, K. G., Kugler, P. N., & Turvey, M. T. (1980). 2 On the Concept of Coordinative Structures as Dissipative Structures: II. Empirical Lines of Convergence. In *Advances in Psychology* (Vol. 1, pp. 49-70). North-Holland.
- [42] Kelso, J. S., Fink, P. W., DeLaplain, C. R., & Carson, R. G. (2001). Haptic information stabilizes and destabilizes coordination dynamics. *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 268(1472), 1207-1213.
- [43] Kinouchi, Osame, and Mauro Copelli. "Optimal dynamical range of excitable networks at criticality." *Nature physics* 2.5 (2006): 348.
- [44] Kugler, Peter N., JA Scott Kelso, and Michael T. Turvey. "1 On the concept of coordinative structures as dissipative structures: I. Theoretical lines of convergence." *Advances in Psychology*. Vol. 1. North-Holland, 1980. 3-47.
- [45] Kutch, J. J., & Valero-Cuevas, F. J. (2012). Challenges and new approaches to proving the existence of muscle synergies of neural origin. *PLoS computational biology*, 8(5), e1002434.
- [46] Lacquaniti, F., Terzuolo, C., & Viviani, P. (1983). The law relating the kinematic and figural aspects of drawing movements. *Acta psychologica*, 54(1-3), 115-130.
- [47] Leo, A., Handjaras, G., Bianchi, M., Marino, H., Gabiccini, M., Guidi, A., ... & Ricciardi, E. (2016). A synergy-based hand control is encoded in human motor cortical areas. *Elife*, 5, e13420.
- [48] Lima, R. C. M., Nascimento, L. R., & Teixeira-Salmela, L. F. (2010). O movimento funcional de alcance em uma abordagem ecológica. *Fisioterapia e Pesquisa*, 17(2), 184-189.
- [49] Lipsitz, L. A., & Goldberger, A. L. (1992). Loss of complexity and aging. *Jama*, 267(13), 1806-1809.

- [50] Miranda, J. G. V., Daneault, J. F., Vergara-Diaz, G., Quixadá, A. P., de Lemos Fonseca, M., Vieira, J. P. B. C., Figueiredo, T.C., Peña N. e Bonato, P. (2018). Complex Upper-Limb Movements Are Generated by Combining Motor Primitives that Scale with the Movement Size. *Scientific reports*, 8(1), 12918.
- [51] Mechsner, F., Kerzel, D., Knoblich, G., & Prinz, W. (2001). Perceptual basis of bimanual coordination. *Nature*, 414(6859), 69.
- [52] Morrow, M. M., Pohlmeier, E. A., & Miller, L. E. (2009). Control of muscle synergies by cortical ensembles. In *Progress in Motor Control* (pp. 179-199). Springer, Boston, MA.
- [53] Murphy, Michael P. *O que é Vida? 50 anos depois*. UNESP, 1997.
- [54] Newell, K. M., Liu, Y. T., & Mayer-Kress, G. (2001). Time scales in motor learning and development. *Psychological review*, 108(1), 57.
- [55] Nicolis, Grégoire, and Ilya Prigogine. *Self-organization in nonequilibrium systems: from dissipative structures to order through fluctuations*. John Wiley & Sons Incorporated, 1977.
- [56] Overduin, S. A., d'Avella, A., Carmena, J. M., & Bizzi, E. (2012). Microstimulation activates a handful of muscle synergies. *Neuron*, 76(6), 1071-107
- [57] Peña N, Credidio BC, Corrêa LPNRMS, França LGS, Cunha M do V, Sousa MC de, Vieira JPBC, Miranda JGV (2013) Instrumento livre para medidas de movimento. *Rev Bras Ensino Física* 35.
- [58] Peng, C. K., Buldyrev, S. V., Hausdorff, J. M., Havlin, S., Mietus, J. E., Simons, M., ... & Goldberger, A. L. (1994). Non-equilibrium dynamics as an indispensable characteristic of a healthy biological system. *Integrative Physiological and Behavioral Science*, 29(3), 283-293.
- [59] Peng, C. K., Havlin, S., Stanley, H. E., & Goldberger, A. L. (1995). Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 5(1), 82-87.
- [60] Prigogine, Ilya, and René Lefever. "Theory of dissipative structures." *Synergetics*. Vieweg+ Teubner Verlag, Wiesbaden, 1973. 124-135.
- [61] R Core Team. R: A language and environment for statistical computing. R Found. Stat. Comput. Vienna, Austria (2017)

- [62] Richardson, M. J., & Flash, T. (2002). Comparing smooth arm movements with the two-thirds power law and the related segmented-control hypothesis. *Journal of neuroscience*, 22(18), 8201-8211.
- [63] Salinas, S. R. (1997). *Introdução à física estatística vol. 09*. Edusp.
- [64] Santello, M., Bianchi, M., Gabbicini, M., Ricciardi, E., Salvietti, G., Prattichizzo, D., ... & Kyriakopoulos, K. (2016). Hand synergies: integration of robotics and neuroscience for understanding the control of biological and artificial hands. *Physics of life reviews*, 17, 1-23.
- [65] Scholz, J. P., & Schöner, G. (1999). The uncontrolled manifold concept: identifying control variables for a functional task. *Experimental brain research*, 126(3), 289-306.
- [66] Scholz, J. P., & Schöner, G. (2014). Use of the uncontrolled manifold (UCM) approach to understand motor variability, motor equivalence, and self-motion. In *Progress in motor control* (pp. 91-100). Springer, New York, NY.
- [67] Schrödinger, Erwin. *O que é vida?: O aspecto físico da célula viva*. Ed. UNESP, 1997.
- [68] Schuster, Heinz Georg, ed. *Reviews of nonlinear dynamics and complexity*. Weinheim: Wiley-VCH, 2008.
- [69] Shadmehr, R., & Wise, S. P. (2005). *The computational neurobiology of reaching and pointing: a foundation for motor learning*. MIT press.
- [70] Sosnik, R., Shemesh, M., & Abeles, M. (2007). The point of no return in planar hand movements: an indication of the existence of high level motion primitives. *Cognitive neurodynamics*, 1(4), 341-358.
- [71] Stanley, H. E. (1971). *Phase transitions and critical phenomena*. Clarendon Press, Oxford.
- [72] Stanley, H. E. (1999). Scaling, universality, and renormalization: Three pillars of modern critical phenomena. *Reviews of modern physics*, 71(2), S358.
- [73] Sternad, D. (Ed.). (2008). *Progress in motor control: a multidisciplinary perspective* (Vol. 629). Springer Science & Business Media.

- [74] Tagliazucchi, Enzo, et al. "Criticality in large-scale brain fMRI dynamics unveiled by a novel point process analysis." *Frontiers in physiology* 3 (2012): 15.
- [75] Ting, L. H., & Macpherson, J. M. (2005). A limited set of muscle synergies for force control during a postural task. *Journal of neurophysiology*, 93(1), 609-613.
- [76] Ting, L. H., & McKay, J. L. (2007). Neuromechanics of muscle synergies for posture and movement. *Current opinion in neurobiology*, 17(6), 622-628.
- [77] Tkačik, Gašper, et al. "Thermodynamics and signatures of criticality in a network of neurons." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 112.37 (2015): 11508-11513.
- [78] Todorov, E. (2004). Optimality principles in sensorimotor control. *Nature neuroscience*, 7(9), 907.
- [79] Tognoli, E., & Kelso, J. S. (2014). The metastable brain. *Neuron*, 81(1), 35-48.
- [80] Torre, K., Delignieres, D., & Lemoine, L. (2007). $1/f$ β fluctuations in bimanual coordination: an additional challenge for modeling. *Experimental Brain Research*, 183(2), 225-234.
- [81] Torre, K., & Wagenmakers, E. J. (2009). Theories and models for $1/f\beta$ noise in human movement science. *Human movement science*, 28(3), 297-318.
- [82] Turvey, M. T. (1990). Coordination. *American Psychologist*, 45(8), 938-953.
- [83] Vaillancourt, D. E., & Newell, K. M. (2002). Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease. *Neurobiology of aging*, 23(1), 1-11.
- [84] Valero-Cuevas, F. J., Venkadesan, M., & Todorov, E. (2009). Structured variability of muscle activations supports the minimal intervention principle of motor control. *Journal of neurophysiology*, 102(1), 59-68.
- [85] Van Orden, Guy C., John G. Holden, and Michael T. Turvey. "Self-organization of cognitive performance." *Journal of Experimental Psychology: General* 132.3 (2003): 331.
- [86] Viviani, P., & Terzuolo, C. (1982). Trajectory determines movement dynamics. *Neuroscience*, 7(2), 431-437.
- [87] Viviani, P., & McCollum, G. (1983). The relation between linear extent and velocity in drawing movements. *Neuroscience*, 10(1), 211-218.

- [88] Viviani, P., & Flash, T. (1995). Minimum-jerk, two-thirds power law, and isochrony: converging approaches to movement planning. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 21(1), 32.
- [89] von Hofsten, C (1979) Development of visually directed reaching: the approach phase. *Journal of Human Movement Studies*,5,160-178.
- [90] von Hofsten, C. (1980). Predictive reaching for moving objects by human infants. *Journal of experimental child psychology*, 30(3), 369-382.
- [91] Voss, R. F. (1989). Random fractals: Self-affinity in noise, music, mountains, and clouds. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 38(1-3), 362-371.
- [92] Wolpert, D. M., Diedrichsen, J., & Flanagan, J. R. (2011). Principles of sensorimotor learning. *Nature Reviews Neuroscience*, 12(12), 739.

Apêndice A: Material suplementar referente ao capítulo 4

Comparação do expoente β entre tarefas

Comparação	$\Delta\beta$	IC Inf.	IC Sup.	p ajustado
MovAleatório-1D Não Planejado	-0,17	-0,20	-0,14	<0,001
MovAleatório-1D Planejado	-0,17	-0,20	-0,14	<0,001
MovAleatório-Alcance3 D	-0,15	-0,18	-0,12	<0,001
MovAleatório-CaixaAlta	-0,16	-0,19	-0,14	<0,001
MovAleatório-Círculo	-0,17	-0,19	-0,14	<0,001
MovAleatório-Cursiva	-0,17	-0,20	-0,15	<0,001
MovAleatório-Elipse	-0,17	-0,19	-0,14	<0,001
v=0-MovAleatório	0,17	0,14	0,20	<0,001
v=3-MovAleatório	0,16	0,14	0,19	<0,001
v=4/3-MovAleatório	0,17	0,14	0,20	<0,001
v=4/5-MovAleatório	0,16	0,13	0,19	<0,001
Cursiva-Alcance3D	0,03	0,00	0,05	0,01999
Alcance3D-1D Planejado	-0,02	-0,05	0,00	0,14
v=0-Alcance3D	0,02	0,00	0,05	0,14
Elipse-Alcance3D	0,02	0,00	0,05	0,18
v=4/3-Alcance3D	0,02	0,00	0,05	0,19
Alcance3D-1D Não Planejado	-0,02	-0,05	0,01	0,36
Círculo-Alcance3D	0,02	-0,01	0,04	0,45
CaixaAlta-Alcance3D	0,02	-0,01	0,04	0,57
v=3-Alcance3D	0,02	-0,01	0,04	0,59

v=4/5-Cursiva	-0,01	-0,04	0,01	0,77
v=4/5-Alcance3D	0,01	-0,01	0,04	0,88
Cursiva-CaixaAlta	0,01	-0,01	0,03	0,88
v=4/5-v=0	-0,01	-0,03	0,01	0,98
v=3-Cursiva	-0,01	-0,03	0,01	0,98
v=4/5-1D Planejado	-0,01	-0,03	0,01	0,98
v=4/5-v=4/3	-0,01	-0,03	0,02	0,99
v=4/5-Elipse	-0,01	-0,03	0,02	0,99
v=4/5-1D Não Planejado	-0,01	-0,04	0,02	0,99
Cursiva-Círculo	0,01	-0,01	0,03	0,99
v=0-CaixaAlta	0,01	-0,02	0,03	1,00
CaixaAlta-1D Planejado	-0,01	-0,03	0,02	1,00
v=4/3-CaixaAlta	0,01	-0,02	0,03	1,00
CaixaAlta-1D Não Planejado	-0,01	-0,04	0,02	1,00
Elipse-CaixaAlta	0,01	-0,02	0,03	1,00
v=3-v=0	-0,01	-0,03	0,02	1,00
v=3-1D Planejado	-0,01	-0,03	0,02	1,00
Elipse-Cursiva	0,00	-0,03	0,02	1,00
v=4/5-Círculo	-0,01	-0,03	0,02	1,00
v=3-1D Não Planejado	-0,01	-0,04	0,02	1,00
v=4/3-v=3	0,00	-0,02	0,03	1,00
v=0-Círculo	0,00	-0,02	0,03	1,00
Círculo-1D Planejado	0,00	-0,03	0,02	1,00
v=3-Elipse	0,00	-0,03	0,02	1,00
v=4/3-Cursiva	0,00	-0,03	0,02	1,00
Círculo-1D Não Planejado	-0,01	-0,04	0,02	1,00
v=4/5-v=3	0,00	-0,03	0,02	1,00

v=4/3-Círculo	0,00	-0,02	0,03	1,00
Cursiva-1D Planejado	0,00	-0,02	0,03	1,00
v=0-Cursiva	0,00	-0,03	0,02	1,00
Elipse-Círculo	0,00	-0,02	0,03	1,00
v=4/5-CaixaAlta	0,00	-0,03	0,02	1,00
Círculo-CaixaAlta	0,00	-0,02	0,02	1,00
Cursiva-1D Não Planejado	0,00	-0,03	0,03	1,00
v=0-Elipse	0,00	-0,02	0,03	1,00
Elipse-1D Não Planejado	0,00	-0,03	0,03	1,00
Elipse-1D Planejado	0,00	-0,03	0,02	1,00
v=3-Círculo	0,00	-0,03	0,02	1,00
v=3-CaixaAlta	0,00	-0,02	0,02	1,00
v=4/3-1D Não Planejado	0,00	-0,03	0,03	1,00
v=4/3-v=0	0,00	-0,03	0,02	1,00
v=4/3-1D Planejado	0,00	-0,03	0,02	1,00
1D Planejado-1D Não Planejado	0,00	-0,03	0,03	1,00
v=0-1D Não Planejado	0,00	-0,03	0,03	1,00
v=0-1D Planejado	0,00	-0,02	0,02	1,00
v=4/3-Elipse	0,00	-0,02	0,02	1,00

Tabela A1: Resultados do teste de Tukey para a comparação entre tarefas sobre o expoente β .

Distribuição de tamanhos para as tarefas de escrita

Tarefa	Eixo	γ	dmin	log(dmin)
1D Não Planejado	X	2,23	6,66	-3,83

1D Não Planejado	Y	7,5	1,08	-0,55
1D Não Planejado	Z	1,8	2,00	-3,89
1D Planejado	X	2,5	2,55e+03	-3,57
1D Planejado	Y	35,7	1,83e+04	-0,05
1D Planejado	Z	2,1	2,0	-3,89
Alcance3D	X	25,8	8,70	-0,99
Alcance3D	Y	31,5	7,16	-1,00
Alcance3D	Z	4,4	1,79e+01	-2,92
CaixaAlta	X	6,5	3,65	-2,96
CaixaAlta	Y	4,1	3,03	-3,36
CaixaAlta	Z	2,7	0,12	-4,87
Círculo	X	83,3	5,48e+03	-1,33
Círculo	Y	77,9	6,13e+03	-1,29
Círculo	Z	1,95	0,036	-5,27
Cursiva	X	4,08	0,025	-2,96
Cursiva	Y	2,79	5,59	-4,09
Cursiva	Z	2,99	0,28	-3,33
Elipse	X	51,01	3,39e+03	-1,77
Elipse	Y	87,82	1,95e+03	-1,09
Elipse	Z	2,06	0,12	-4,80
MovAleatório	X	6,52	1,36	-0,83

MovAleatório	Y	6,94	0,37	-0,29
MovAleatório	Z	8,16	0,06	-0,59
v=0	X	46,94	193,28	-1,45
v=0	Y	70,80	932,94	-1,32
v=0	Z	3,50	5,26	-3,36
v=3	X	165,05	59,43	-1,36
v=3	Y	97,54	1,01e+03	-1,35
v=3	Z	3,80	0,02	-3,59
v=4/3	X	36,27	1,86e+02	-1,99
v=4/3	Y	39,06	33,59	-1,96
v=4/3	Z	3,49	0,33	-3,42
v=4/5	X	30,64	28,42	-1,86
v=4/5	Y	71,57	17,00	-1,80
v=4/5	Z	2,87	0,94	-2,93

Tabela A2: Ajuste da lei de potência para todas as tarefas e eixos.

Vx-Vy				
Eixo de Planejamento	ΔV IC95% Inf.	ΔV IC95% Sup.	P-valor	P-valor corrigido
XY	-0,03	-0,01	0,0014	0,02094
XYZ	-0,01	0,03	0,3727	>0,05
Y	-0,07	-0,01	0,02028	>0,05
Vx-Vz				

	ΔV IC95% Inf.	ΔV IC95% Sup.	P-valor	P-valor corrigido
XY	0,01	0,03	6,02e-05	<0,001
XYZ	-0,04	0,01	0,3591	>0,05
Y	-0,11	-0,01	0,02134	>0,05
VY-VZ				
	ΔV IC95% Inf.	ΔV IC95% Sup.	P-valor	P-valor corrigido
XY	0,03	0,05	3,378e-12	<0,001
XYZ	-0,05	0,00	0,076	>0,05
Y	-0,07	0,02	0,284	>0,05
VXY-VZ				
	ΔV IC95% Inf.	ΔV IC95% Sup.	P-valor	P-valor corrigido
XY	0,02	0,04	6,087e-08	<0,001
XYZ	-0,04	0,00	0,120	>0,05
Y	-0,07	0,01	0,147	>0,05
Vxz-Vy				
	ΔV IC95% Inf.	ΔV IC95% Sup.	P-valor	P-valor corrigido
XY	0,02	0,03	1,462e-09	<0,001
XYZ	-0,04	0,00	0,124	>0,05
Y	-0,01	0,04	0,251	>0,05

Tabela A3: Intervalos de confiança e p-valor para a comparação entre os perfis de velocidade por eixo e por subespaço de planejamento.

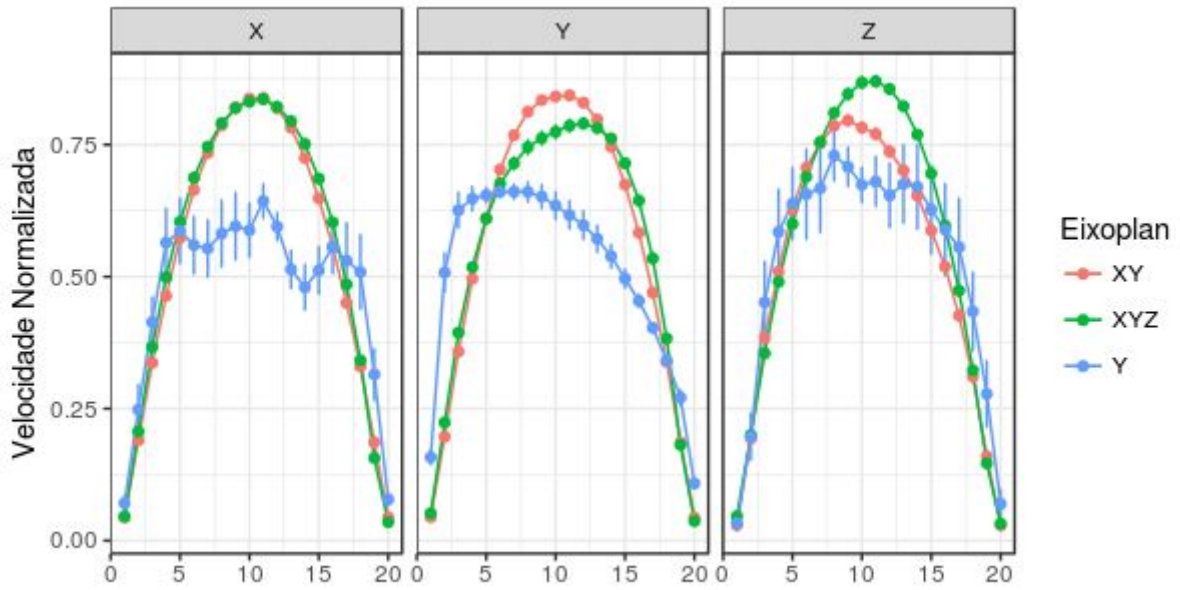


Figura A1: Perfil de velocidade dos elementos de movimento para cada eixo de acordo com as tarefas agrupadas por subespaço de planejamento.

Apêndice B: Material suplementar referente ao capítulo 5

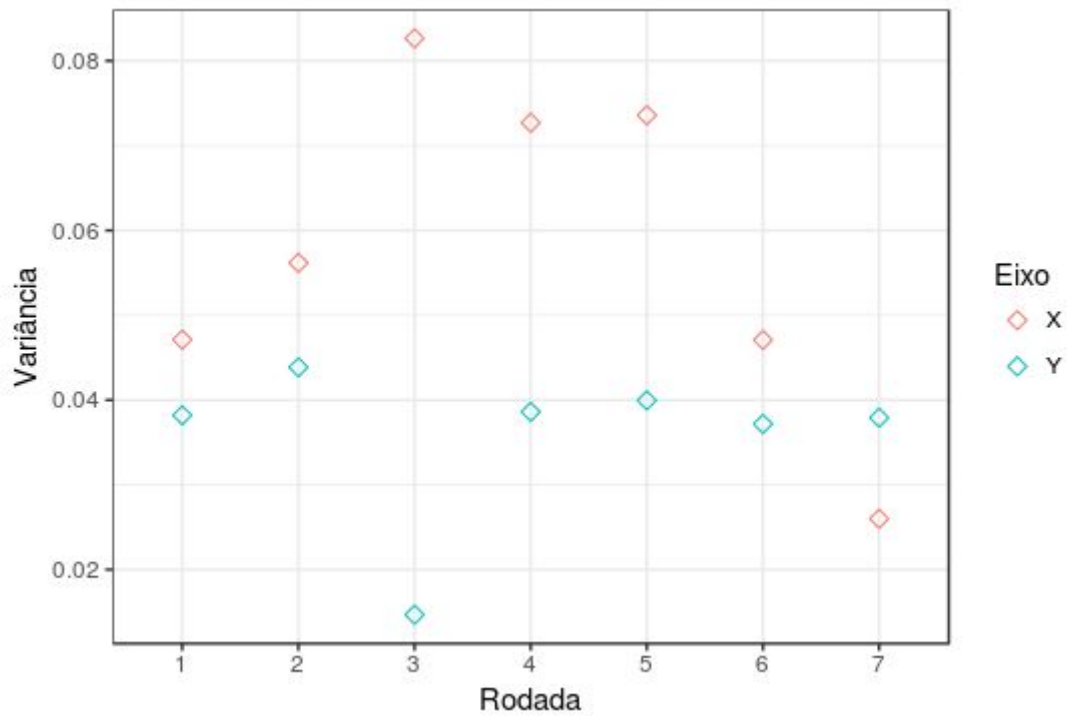


Figura B1: Variância dos tamanhos dos elementos de movimento nos eixos X e Y ao longo das sete rodadas.