

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO**

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

**Um modelo computacional para análise de padrões de interação em dinâmica simulada por ambiente virtual e estudo de sua aplicação em avaliação de características psicológicas**

**Rafael Miranda Lopes**

Dissertação de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Ciências de Computação e Matemática Computacional (PPG-C<sup>2</sup>MC)



SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito:

Assinatura: \_\_\_\_\_

**Rafael Miranda Lopes**

Um modelo computacional para análise de padrões de interação em dinâmica simulada por ambiente virtual e estudo de sua aplicação em avaliação de características psicológicas

Dissertação apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação – ICMC-USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional. *VERSÃO REVISADA*

Área de Concentração: Ciências de Computação e Matemática Computacional

Orientador: Prof. Dr. Francisco José Monaco

**USP – São Carlos**  
**Março de 2022**

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Achille Bassi  
e Seção Técnica de Informática, ICMC/USP,  
com os dados inseridos pelo(a) autor(a)

L864m      Lopes, Rafael Miranda  
Um modelo computacional para análise de padrões  
de interação em dinâmica simulada por ambiente  
virtual e estudo de sua aplicação em avaliação de  
características psicológicas / Rafael Miranda Lopes;  
orientador Francisco José Monaco. -- São Carlos,  
2022.  
77 p.

Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação  
em Ciências de Computação e Matemática  
Computacional) -- Instituto de Ciências Matemáticas  
e de Computação, Universidade de São Paulo, 2022.

1. testes psicológicos. 2. teoria de informação.  
3. modelagem computacional. 4. mineração de dados.  
I. Monaco, Francisco José, orient. II. Título.

**Rafael Miranda Lopes**

A computational model for pattern analysis on simulation in  
virtual environment and study on it's application in  
psychological characteristics assessment

Dissertation submitted to the Instituto de Ciências  
Matemáticas e de Computação – ICMC-USP – in  
accordance with the requirements of the Computer  
and Mathematical Sciences Graduate Program, for  
the degree of Master in Science. *FINAL VERSION*

Concentration Area: Computer Science and  
Computational Mathematics

Advisor: Prof. Dr. Francisco José Monaco

**USP – São Carlos**  
**March 2022**



*Dedico este trabalho à minha família, que é minha alegria e minha inspiração. Também a meus amigos que, mesmo distantes, permanecem presentes.*





# AGRADECIMENTOS

---

---

Agradeço ao meu orientador e amigo, Prof. Dr. Francisco José Monaco, pela dedicação; aos amigos Tarsila Miranda, Prof. Dr. Paulo Sérgio de Souza e Leonardo Pereira por toda ajuda ao longo deste mestrado; aos membros das bancas de qualificação e de defesa, Profa. Dra. Joice Lee Otsuka, Prof. Dr. Renato Tinós, Prof. Dr. António Gaspar Lopez Cunha e Prof. Dr. Alexandre C. B. Delbem, ao qual também agradeço pela oportunidade de trabalhar no NEL junto ao Iman GhodratiToostani, com quem aprendi bastante.

Agradeço à minha mãe, Maria Áurea pelo constante e incondicional suporte e carinho; ao meu filho, Daniel, pelas alegrias, pelo carinho e pela oportunidade de novas descobertas; e à minha querida esposa Roseane, por toda dedicação e amor constantes – e por todo seu apoio, que foi fundamental para a conclusão deste trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001



*“To finish the moment, to find the journey’s end in every step  
of the road, to live the greatest number of good hours, is wisdom.”  
(Ralph Waldo Emerson)*



# RESUMO

LOPES, R. M. **Um modelo computacional para análise de padrões de interação em dinâmica simulada por ambiente virtual e estudo de sua aplicação em avaliação de características psicológicas.** 2022. 76 p. Dissertação (Mestrado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2022.

Este trabalho introduz uma abordagem de Teoria da Informação para projeto de testes psicométricos assistidos por computador. Desempenhando um papel importante entre métodos clínicos, testes psicológicos atualmente bem estabelecidos, baseados em exercícios interpretativos ou de resolução de problemas, utilizam principalmente atribuição de pontuações resumidas. Enquanto há interesse em testes assistidos por computador, os poucos exemplos existentes são frequentemente reproduções das versões convencionais em papel. A exploração de métodos computacionais em abordagens de análise e diagnóstico inovadoras - como Mineração de Dados e Aprendizado de Máquina - permanece modesta, comparada ao que vem sendo feito em outros campos relacionados à saúde. Neste trabalho é proposta uma abordagem de Teoria da Informação fundamentada em análise de sinais digitais de eventos gerados por sujeitos enquanto interagem em uma dinâmica simulada em computador. Em contraste a sinais fisiológicos convencionalmente utilizados em ECG e EEG, obtidos por biossensores, o sinal comportamental, conforme concebido neste trabalho, corresponde ao traço de ações emitidos pelo sujeito conforme este exercita funções psíquicas requeridas pelo desafio, instrumentado por um jogo computacional. Adicionando a dimensão de ordem dos eventos à análise, esta perspectiva traz não somente a possibilidade de avaliar o resultado final, mas também a de inspecionar o processo ao longo do qual esse resultado foi obtido, expondo ao especialista informação sobre diferentes padrões de aprendizado e outros traços psicológicos. Além disso, fundamentada em métricas como entropia, modelos markovianos estendidos e complexidade algorítmica, a estratégia oferece um método generalizável, o qual é agnóstico à semântica da simulação, permitindo projeto de diferentes testes adaptados para variáveis níveis de dificuldade, necessidades de acessibilidade e oferta de novidade para o sujeito. Resultados experimentais trouxeram apoio empírico para a hipótese de pesquisa, por demonstrar a capacidade do método de distinguir padrões de interações dos sujeitos e revelando sistemáticas durante exercícios de resolução de problemas.

**Palavras-chave:** Testes psicológicos, teoria de informação, modelagem computacional, mineração de dados.



# ABSTRACT

LOPES, R. M. **A computational model for pattern analysis on simulation in virtual environment and study on it's application in psychological characteristics assessment.** 2022. 76 p. Dissertação (Mestrado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2022.

This work introduces an information-theoretical approach to the design of computer-assisted psychometric assessment tests. Playing an important role among clinical methods, accredited psychological tests in use today, based on either interpretative or problem-solving exercises, are mostly reliant on the rating of abridged scores, whereas, despite existing interest in computer-assisted tests, the few available examples are often reproductions of their conventional paper-and-pencil versions. Exploration of computational methods in innovative analysis and diagnosis approaches — such as data mining and machine learning — remains modest relatively to other health-related fields. In this work, an information-theoretical approach is proposed which grounds on the digital-signal analysis of the events generated by a subject while interacting in a simulated dynamics. Distinct from conventional physiological signal such as ECG and EEG, obtained from biosensors, the behavioral signal, as conceived in this research, corresponds to the trace of actions performed by the subject as it exercises psychic functions posed by a challenge, e.g. instrumented as a computer game. Adding the event ordering dimension to the analysis, the perspective brings about the possibility of not only evaluating the final result, but also inspecting the process along which that outcome was obtained, exposing to the specialist insights on different learning patterns and other psychological traits. Moreover, built upon theoretical information metrics such as entropy, extended markovian models and algorithmic complexity, the strategy offers a generalizable method which is agnostic regarding the simulation semantics, allowing for the design of different tests adapted for varying difficulty levels, accessibility needs and ensuring novelty for the subject. Preliminary experimental outcome has provided empirical support for the research hypothesis by demonstrating the method's capability of distinguishing subject interaction patterns and unveiling systematic attitudes toward problem solving exercises.

**Keywords:** Psychological tests; information theory, computational modeling; data mining..





# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

---

---

|   |    |
|---|----|
| Figura 1 – Exemplos de testes psicológicos projetivo e psicométrico. . . . .              | 20 |
| Figura 2 – Visões semântica vs sinal. . . . .   | 23 |
| Figura 3 – Matriz de transição de um processo markoviano (de primeira ordem). . . . .     | 31 |
| Figura 4 – Dois processos resultando no mesmo modelo. . . . .                             | 34 |
| Figura 5 – Janelas deslizantes. . . . .   | 35 |
| Figura 6 – Mapa de similaridade. . . . .  | 37 |
| Figura 7 – Modelos alternativos para um processo de segunda ordem. . . . .                | 38 |
| Figura 8 – Distance matrix and cladogram. . . . .   | 40 |
| Figura 9 – Procedimentos. . . . .   | 45 |
| Figura 10 – Torre de Hanoi. . . . .   | 48 |
| Figura 11 – Soluções determinística vs aleatória para a Torre de Hanoi. . . . .           | 49 |
| Figura 12 – Performance vs regularidade para a Torre de Hanoi. . . . .                    | 50 |
| Figura 13 – Exemplos do sinal de entropia para a Torre de Hanoi . . . . .                 | 53 |
| Figura 14 – Entropia total e média da simulação da Torre de Hanoi. . . . .                | 54 |
| Figura 15 – Verossimilhança do próximo movimento ser gerado pelo modelo presente. . . . . | 56 |
| Figura 16 – Mapa de calor de metodicidade para a Torre de Hanoi. . . . .                  | 57 |
| Figura 17 – Ordem do modelo. . . . .  | 59 |
| Figura 18 – Sofisticação - Torre de Hanoi. . . . .  | 60 |
| Figura 19 – Tabuleiro em grade. . . . .   | 61 |
| Figura 20 – Regularidade e metodicidade para a simulação da caminhada em grade. . . . .   | 63 |
| Figura 21 – Metodicidade média para a simulação da caminhada em grade. . . . .            | 64 |
| Figura 22 – Sofisticação - simulação de caminhada em grade. . . . .                       | 65 |
| Figura 23 – Ordem média - com desvio padrão - exercida pelo sujeito. . . . .              | 66 |
| Figura 24 – Filogenia dos experimentos A e B. . . . .                                     | 68 |



# SUMÁRIO

---

---

|           |   |    |
|-----------|---|----|
| 1         | INTRODUÇÃO                              | 19 |
| 2         | MOTIVAÇÃO                               | 23 |
| 2.1       | Escopo                                  | 25 |
| 3         | REFERENCIAL CONCEITUAL                  | 27 |
| 3.1       | Modelo Cognitivo-Comportamental         | 27 |
| 3.2       | Sinal do Exercício                      | 28 |
| 4         | MODELAGEM                               | 31 |
| 4.1       | Medidas de Informação                   | 31 |
| 4.1.1     | <i>Entropia</i>                         | 32 |
| 4.1.2     | <i>Verossimilhança</i>                  | 35 |
| 4.1.3     | <i>Ordem do Modelo</i>                  | 37 |
| 4.1.4     | <i>Complexidade Algorítmica</i>         | 38 |
| 5         | METODOLOGIA                             | 41 |
| 5.1       | Categorias de Dinâmica                  | 41 |
| 5.2       | Parametrização da Disciplina do Sujeito | 42 |
| 5.2.1     | <i>Regularidade</i>                     | 43 |
| 5.2.2     | <i>Método</i>                           | 43 |
| 5.2.3     | <i>Estrutura</i>                        | 43 |
| 5.2.4     | <i>Rotina</i>                           | 43 |
| 5.2.5     | <i>Sofisticação</i>                     | 44 |
| 5.3       | Procedimentos                           | 44 |
| 5.4       | Experimentos                            | 44 |
| 6         | EXPERIMENTOS E RESULTADOS               | 47 |
| 6.1       | Experimentos                            | 47 |
| 6.2       | Torre de Hanoi                          | 47 |
| 6.2.1     | <i>Configuração Experimental</i>        | 47 |
| 6.2.2     | <i>Resultados</i>                       | 49 |
| 6.2.2.1   | <i>Regularidade</i>                     | 49 |
| 6.2.2.1.1 | <i>Regularidade Total</i>               | 50 |

|              |   |           |
|--------------|---|-----------|
| 6.2.2.1.2    | Regularidade Instantânea . . . . .                | 51        |
| 6.2.2.1.3    | Regularidade Média . . . . .                      | 53        |
| 6.2.2.2      | <i>Método</i> . . . . .                           | 54        |
| 6.2.2.3      | <i>Estrutura</i> . . . . .                        | 55        |
| 6.2.2.4      | <i>Rotina</i> . . . . .                           | 58        |
| 6.2.2.5      | <i>Sofisticação</i> . . . . .                     | 59        |
| <b>6.3</b>   | <b>Movimento em Grade</b> . . . . .               | <b>60</b> |
| <b>6.3.1</b> | <b><i>Configuração Experimental</i></b> . . . . . | <b>60</b> |
| <b>6.3.2</b> | <b><i>Resultados</i></b> . . . . .                | <b>62</b> |
| <b>6.4</b>   | <b>Capacidade Discriminatória</b> . . . . .       | <b>64</b> |
| <b>6.4.1</b> | <b><i>Configuração Experimental</i></b> . . . . . | <b>66</b> |
| <b>6.4.2</b> | <b><i>Consistência</i></b> . . . . .              | <b>69</b> |
| <b>6.4.3</b> | <b><i>Robustez</i></b> . . . . .                  | <b>70</b> |
| <b>7</b>     | <b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> . . . . .             | <b>71</b> |
|              | <b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .                      | <b>75</b> |

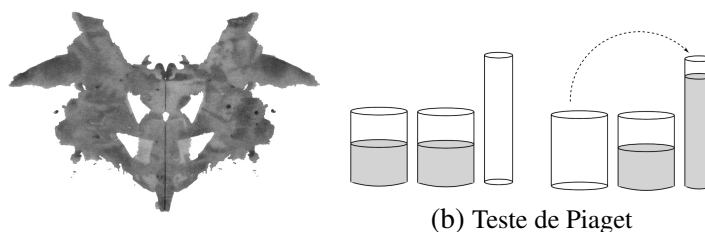
---

## INTRODUÇÃO

---

Testes psicológicos desempenham um papel importante entre métodos clínicos para saúde mental, sendo extensivamente utilizados em relatórios forenses, exames de aptidão, avaliações de desenvolvimento e diagnósticos de transtornos mentais (COHEN; SWERDLIK; PHILLIPS, 1996). Aplicáveis aos três eixos da avaliação psicológica - cognição, personalidade e conduta social - testes clássicos podem ser categorizados como projetivos, baseados em análise interpretativa das experiências introspectivas do sujeito, ou psicométricos, baseados em traços parametrizáveis e objetivamente mensuráveis por instrumentação adequada. Originado do campo da psicanálise, o amplamente conhecido Teste de Rorschach (JR; ERDBERG, 2005) é um método projetivo baseado na interpretação do sujeito sobre formas visuais abstratas ambíguas (Figura 1a) e nas conjecturas teóricas do especialista a respeito de suas implicações psicológicas. Técnica da Mancha de Tinta de Holtzman, Apercepção Temática, Frases Incompletas, Arranjo de Figuras e Associação de Palavras são outros exemplos de testes projetivos cujos fundamentos são revisados sob a luz da literatura contemporânea de Psicologia (MCGRATH; CARROLL, 2012). Em contraste, o clássico Teste de Piaget (PIAGET, 1976) é um exemplo de teste psicométrico voltado à avaliação do desenvolvimento cognitivo infantil baseado na capacidade da criança de executar tarefas mentais em níveis progressivamente abstratos, tal como a habilidade de julgar sobre conservação de quantidade e permanência física (Figura 1b). Outros exemplos de testes psicométricos incluem a Escala Wechsler de Inteligência para Crianças, o Wide Range Tests of Memory and Learning e o Teste do Desenvolvimento da Integração Viso-Motora.

A respeito da última categoria de métodos projetivos, a vasta maioria dos testes aceitos para uso clínico atualmente são baseados em questionários em papel, desenho à mão, quebra-cabeças, manipulação de objetos, exercícios motores e de destreza e interpretação de imagem ou som. Apesar de haver interesse em testes psicométricos assistidos por computador, seus exemplos são majoritariamente limitados à substituição de exercícios em papel e caneta por suas versões digitais e, usualmente, motivados por conveniências mais óbvias de ferramentas de software, como correção automática, riqueza de personalização, facilidade de aplicação etc. (CA-



(a) Teste de Rorschach

(b) Teste de Piaget

Figura 1 – Exemplos de testes psicológicos projetivo e psicométrico.

SALETTI; HEATON, 2017). Enquanto é válido ressaltar a contribuição que softwares de análise estatística trouxeram para a aplicação de técnicas avançadas de inferência e para o processamento de dados psicométricos multidimensionais e de grande volume, ainda assim é notável que a efetiva exploração de métodos computacionais do estado-da-arte em abordagens inovadoras de diagnóstico clínico permanece modesta quando comparada ao progresso observado em outras áreas relacionadas à saúde, tais como imagiologia médica, análise de sinais neurais, dentre outros, os quais têm se beneficiado intensamente de paradigmas emergentes de aprendizado de máquina e mineração de dados para o desenvolvimento de sistemas de diagnósticos assistidos por inteligência computacional.

Este cenário pode ser creditado, em parte, ao trabalho ainda incipiente na intersecção multidisciplinar entre psicometria e aprendizado de máquina, à qual o presente trabalho visa contribuir. Particularmente, observamos que os instrumentos psicométricos certificados para uso clínico são prevalentemente construídos a partir de conceitos teóricos do domínio no que concerne à semântica do teste, isto é, cujas hipóteses diagnósticas são inferidas de sinais mensuráveis de significados distintos do contexto fenomenológico. Por exemplo, vários testes tradicionais consideram a performance do sujeito para realizar uma dada tarefa, avaliando seu resultado de acordo com as metáforas e sistema de regras da formulação do problema, tais como o grau de sucesso ou o tempo utilizado para resolver um desafio, encontrar o caminho em um labirinto, fazer associações, completar um quebra-cabeças etc. Neste contexto, o conjunto de características - *features*, variáveis de decisão ou vetor característico, na terminologia de aprendizado de máquina - tomados como entrada para a inferência são selecionados *a priori* a partir do conhecimento sobre o domínio.

Em contraste a essa abordagem, há as possibilidades advindas da perspectiva *data-driven* (orientada a dados) do aprendizado de máquina não supervisionado, a qual visa descobrir padrões previamente desconhecidos no conjunto de dados e suas correlações com características específicas de interesse do domínio a serem inferidas - assim permitindo a descoberta de indícios diagnósticos não previstos, presentes nas amostras obtidas.

Além disso, testes psicométricos tradicionais são habitualmente analisados em função de medidas agregadas, tais como totais, médias ou outros índices de sumarização. Contudo, enquanto pontuações agregadas são convenientes para originar escalas graduadas e parâmetros

---

quantitativos de avaliação, a sumarização de amostras individuais de medida inerentemente descarta informações associadas à evolução do processo monitorado. Por exemplo, se as amostras correspondem a estados únicos ao longo do exercício de resolução de problema, a observação apenas do resultado final não revela qual dos possíveis caminhos alternativos foi, de fato, percorrido pelo sujeito - informação que pode conter indícios sobre o processo mental que o levou àquele resultado. A consideração dos eventos que ocorrem ao longo do processo, portanto, codificam uma outra dimensão de análise, expondo as propriedades transitórias da sistemática exercida pelo sujeito.

Considerando esses dois pontos e sob a perspectiva de que a interação do sujeito com a dinâmica monitorada incorpora um exercício de funções psicológicas, este estudo investiga se a análise dos padrões subjacentes no traço dos eventos que descrevem o curso de ações ao longo da atividade executada podem revelar características correspondentes associadas à atitude do sujeito a respeito do desafio. Adicionalmente, enquanto essa avaliação de progresso pode ser expressa na própria semântica do contexto do exercício, neste trabalho ela é abordada sob a perspectiva de mineração de dados e análise digital de sinais. Particularmente, são explorados conceitos do arcabouço da teoria da informação, tais como entropia, complexidade, ordem autoregressiva e outras medidas de informação para detectar características distinguíveis a respeito da sistemática do sujeito ao longo de seu exercício de resolução de problema.

Ao explorar essa hipótese, são introduzidas evidências experimentais de que essas métricas podem caracterizar a disciplina em efeito pelo usuário acerca de sua regularidade, estrutura e método e sofisticação, trazendo assim indícios a respeito de suas capacidades cognitivas tais como discriminação de ambiente, apreensão de estratégia e traços comportamentais. Uma vez que essas métricas de teoria de informação são intrínsecas aos dados, a despeito da metáfora do desafio e do sistema de regras do teste, esta abordagem de análise de sinais pode inspirar a concepção de instrumentos de avaliação psicométrica que sejam independentes da semântica do exercício, permitindo projeto de diferentes testes com aplicações equivalentes, de forma a suprir necessidades particulares de, por exemplo, usabilidade, acessibilidade e condições especiais de idade e condição mental.





---

## MOTIVAÇÃO

---

Por falta de uma terminologia comum estabelecida na interseção multidisciplinar dos domínios da psicologia e da modelagem computacional, a perspectiva convencional explorada pelos testes psicométricos tradicionais é aqui referida como o nível da *semântica do problema* (Figure 2), em alusão ao fato de a avaliação ser baseada na observação e na interpretação das entradas do sujeito do ponto de vista dos parâmetros de desempenho definidos pela metáfora do problema e sistema de regras - por exemplo, precisão das respostas, número de tentativas e erros, porcentagem de realização, etc. O especialista do domínio, então, visa vincular graus parametrizados de realização às funções cognitivas do sujeito, ou associar vieses na percepção das circunstâncias, preferências e experiências relatando as manifestações de fatores psicológicos do sujeito .

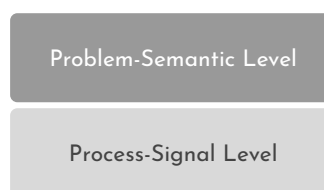


Figura 2 – Visões semântica vs sinal.

Este arcabouço conceitual pode ser contrastado com aquele da perspectiva de análise de sinal explorada pelas técnicas de detecção física que fundamentam os avanços modernos da neurociências, tais como o monitoramento da atividade cerebral por NMRI, EEG <sup>1</sup> e outras técnicas. Medindo e analisando-se sinais emitidos pelo cérebro e comparando as leituras com amostras de referência, ativação de funções cognitivas e informações como estados emocionais, e até mesmo transtornos mentais, podem ser inferidas. Como exemplo, trabalhos de pesquisa recentes obtiveram resultados promissores na detecção precoce do espectro autista em crianças pequenas por meio da análise do sinal neural muito antes da manifestação clínica ser claramente

<sup>1</sup> Imagem de ressonância magnética nuclear; eletroencefalografia.

observável(BOSL; TAGER-FLUSBERG; NELSON, 2018). Visto que os sinais biométricos são empregados para inferir sintomas nosológicos, nos referimos a este ponto de vista de nível inferior como uma visão *sinial-processo*. Essas últimas técnicas pertencem mais especificamente à subclasse de métodos biométricos *fisiológicos*. No que diz respeito à biometria, por sua vez, uma subcategoria complementar de métodos diferentes daqueles baseados na fisiologia é a subclasse de métodos biométricos *comportamentais*. A distinção pode ser realçada através de um paralelo com a autenticação biométrica de usuário, onde podemos reconhecer, por um lado, métodos fisiológicos baseados na impressão digital, reconhecimento de voz e íris; e, por outro lado, métodos comportamentais baseados na assinatura manual, dinâmica de digitação do teclado e padrões de gestos do mouse. Portanto, na mesma linha que as técnicas biométricas fisiológicas têm sido exploradas em neuropsicologia(BOSL; TAGER-FLUSBERG; NELSON, 2018; GUO *et al.*, 2018; HOWELLS *et al.*, 2018), o aspecto central da presente pesquisa, que responde por uma contribuição metodológica proposta, é investigar o potencial de uma abordagem biométrica comportamental complementar voltada para o projeto de sistemas de avaliação psicométrica.

Com relação à instrumentação, enquanto os métodos biométricos fisiológicos requerem o emprego de transdutores para sinais elétricos, ópticos, químicos e outras medições de propriedades físicas, o tipo de sensor necessário para implementar métodos biométricos comportamentais requer mecanismos capazes de capturar os padrões de ação do sujeito durante a execução de algumas dinâmicas simuladas. Pode ser, por exemplo, um tipo de tarefa motora ou mental cujo desempenho possa ser instrumentado de forma permitir o registro do curso dos eventos. Um exemplo bastante direto dessa dinâmica simulada é um jogo de computador digital. Um jogo de computador é uma simulação interativa em tempo real com *feedback* audiovisual, que compreende um ambiente controlado realizando um sistema de estados, eventos e regras de transição, com o qual o usuário interage. A entrada da simulação é fornecida por meio da interface humano-computador, a qual especifica o conjunto de ações que o usuário pode executar. Do ponto de vista da modelagem computacional, esta especificação define um protocolo que engloba um conjunto finito de ações que, se rastreado ao longo da execução, pode ser analisado como um sinal digital ao qual se aplica o arcabouço da teoria da informação.

A motivação central desta pesquisa é que o traço comportamental pode ser inspecionado agnosticamente em relação à semântica incorporada na dinâmica simulada, visto que, como sinal digital, possui propriedades intrínsecas que podem ser categorizadas qualitativamente ou mensuradas quantitativamente, independentemente do fenômeno que represente. No exemplo em execução de jogos de computador, o traço da simulação pode, portanto, ser teoricamente abordado sob uma visão de análise de sinal puro, oferecendo sua aplicação generalizável para abordagens de avaliação psicométrica que são agnósticas à metáfora e ao sistema de regras do teste. Os resultados preliminares discutidos a seguir sugerem que algumas propriedades estocásticas do registro de eventos permitem uma discriminação observável entre os sujeitos à medida que eles jogam diferentes jogos - evocando assim a questão de pesquisa de averiguar se as métricas de informação como entropia, complexidade e ordem de autorregressão, computadas

sobre o traço de simulação, podem relacionar propriedades consistentemente associadas a distintos usuários. Tal constatação, caso positiva, pode ensejar o projeto de instrumentos de avaliação psicométricos que relacionem as referidas propriedades capacidades cognitivas, traços de personalidade, circunstâncias emocionais ou condições mentais em vigor durante o exercício.

## 2.1 Escopo

O programa trabalho para essa pesquisa foi conceitualmente entendido como envolvendo duas fases, cada uma abordando um desafio distinto ao longo do caminho para o desenvolvimento de um método de inferência diagnóstica computacional. No contexto de aprendizado de máquina, o objetivo de um sistema de diagnóstico se traduz em um problema de classificação, ou seja, a tarefa de atribuir itens (por exemplo, sujeitos testados) a determinadas categorias (por exemplo, hipóteses diagnósticas), com base nas características de certos itens (por exemplo, resultados de teste). Neste cenário, as categorias são definidas *a priori*, cada uma representando uma classe com relação às propriedades a serem inferidas (por exemplo, uma habilidade mental específica). Uma premissa subjacente é que certas combinações de características observáveis (por exemplo, nota, tempo de conclusão, etc.) podem ser correlacionadas a essas propriedades a serem inferidas, e o problema consiste em formular um sistema de regras de decisão capaz de reproduzir essa correlação. Por exemplo, qual combinação de pontuações, escolhas, erros etc. pode mais provavelmente associar um sujeito a alguma hipótese diagnóstica, conforme esperado de acordo com alguma referência presumida? Existem várias técnicas de aprendizado de máquina para derivar um modelo de previsão exercitado por dados de treinamento - uma perspectiva amplamente conhecida como *aprendizado supervisionado*.

Outra premissa, naturalmente, é que a variedade de combinações de características associadas aos itens no conjunto de dados incorpora padrões discerníveis, ou seja, que é possível separar itens significativamente em grupos com combinações de características semelhantes. Por exemplo, se todos os itens tiverem combinações de características indistinguíveis, qualquer tentativa de associá-los em grupos de similaridade será mais suscetível a ser afetada pelo ruído de medição do que se essas combinações puderem ser claramente discerníveis. Da mesma forma, no outro extremo, se as combinações de recursos são muito exclusivas em todo o conjunto de dados, o esforço para agrupá-los à força em categorias pode tender a um grande número de pequenos *clusters*, ou a uma coleção escassa de categorias pequenas, ambos os casos sem distinção significativa entre grupos. *Aprendizagem não supervisionada* é uma designação comum para este problema relacionado, mas distinto. Nesse tipo de análise, não se compromete a atribuir objetos a classes predefinidas, mas, sim, agrupá-los em clusters que surgem da associação de itens de acordo com alguns critérios de similaridade. Essa abordagem de mineração de dados, como é conhecida, geralmente envolve um problema de otimização, por exemplo, de determinar a melhor partição dos itens em grupos disjuntos, de modo a maximizar a medida de similaridade entre os itens dentro de um grupo, ao mesmo tempo em que maximiza a medida de dissimilaridade

entre elementos de grupos distintos. Quanto mais próximo esse objetivo for atingível, mais adequado será o conjunto de características de decisão para fins de classificação; quanto menos for alcançável, mais difícil será projetar um sistema de classificação com base nas informações características obtidas.

Neste ponto, o presente trabalho endereça este segundo problema relacionado ao aprendizado não supervisionado, o de avaliar se os dados de entrada contêm características discriminatórias capazes de produzir resultados de agrupamento robustos e as condições sob as quais isso é viável. Por exemplo, não se sabe, a princípio, se o conjunto de ações especificadas pelo protocolo de interação é tão reduzido, ou se a dinâmica simulada é tão excessivamente simples, de sorte que a gama de escolhas possíveis torne-se muito estreita para capturar os padrões sistemáticos potencialmente diversos dos sujeitos. Por outro lado, se o protocolo de interação permitir uma gama muito ampla de decisões alternativas, a preponderância de escolhas aleatórias pode tornar difícil caracterizar, de forma consistente, padrões distintos. Portanto, não é imediato se, em condições práticas e sujeito a restrições técnicas realísticas, os dados do rastreamento de eventos são suficientes para permitir a detecção de semelhanças com robusto poder discriminatório. No contexto da psicometria, isso aponta para os conceitos-chaves de confiabilidade - denotando quão bem uma medição é consistente ao longo do tempo, indivíduos e situações - e validade - denotando quão significativamente uma medição qualifica ou quantifica o que de fato se pretende avaliar. O escopo da presente investigação reside no primeiro aspecto. Sinteticamente, este trabalho aborda a hipótese de que, sob o arcabouço conceitual da análise de sinais, o traço comportamental resultante do monitoramento de uma simulação interativa carrega características intrínsecas distinguíveis, as quais podem ser evidenciadas por medições de informação, e que a relação sinal-ruído, sob restrições tecnológicas realistas, não impede a aplicação de métodos práticos de reconhecimento de padrões para derivar grupos de similaridade com discriminação e robustez razoáveis em múltiplos conjuntos de amostras. Se tal hipótese nula for superada, então o conhecimento específico do domínio pode ser trazido, em uma fase posterior, para investigar as correlações entre as características do sinal e as hipóteses diagnósticas, para uso de sistemas de classificação computacional que exploram técnicas específicas de aprendizado de máquina. Para atingir esse objetivo, alguns procedimentos de prova de conceito foram projetados.

---

## REFERENCIAL CONCEITUAL

---

Com o objetivo de traçar referencial conceitual para a discussão que segue, são aqui sistematizadas algumas noções-chave que fundamentam a abordagem introduzida. No interesse de um público potencialmente multidisciplinar, incluindo psicólogos e cientistas da computação, é apresentada uma definição sintética da terminologia essencial e métodos empregados ao longo do trabalho.

### 3.1 Modelo Cognitivo-Comportamental

Para estabelecer um referencial teórico para a presente discussão, uma noção muito fundamental em Psicologia é a formulação de Skinner (SKINNER, 1953) para fenômeno de aprendizagem em termos do aumento ou diminuição da frequência com que um comportamento é emitido em resposta ao reforço positivo ou negativo que o sujeito percebe como consequência de suas escolhas. A câmara de condicionamento de comportamento operante é um experimento clássico para demonstrar esse princípio. Nele, um rato confinado em uma caixa aprende uma série de regras e ações necessárias para obter recompensas em forma de água ou comida (ou para evitar choques elétricos como punição, embora hoje esta prática não seja eticamente endossada). No referencial da Psicologia, a sistematização dessa observação empírica é evocada como um fundamento na conceituação da teoria da aprendizagem, e muitas vezes exercida como experimentação prática. A noção de reforço, restrição e extinção de comportamento é então estendida pela escola Cognitivista para abraçar os mecanismos de pensamento como um princípio fundamental na compreensão dos traços psicológicos e manifestações subjetivas. Sem prejuízo das diferentes abordagens dos pontos de vista psicanalítico e humanístico, a compreensão da aprendizagem como o fenômeno subjacente que impulsiona a modificação dos padrões de emissão comportamentais, e a observação de suas expressões para a inferência de atitudes cognitivas e emocionais, é um fundamento comumente estabelecido para a avaliação psicológica.

## 3.2 Sinal do Exercício

A literatura da Psicologia (VANDENBOS, 2007) define *amostragem de comportamento* como "um método de coleta de dados em que os comportamentos de um ou mais indivíduos são observados e registrados durante um determinado período de tempo", sendo as observações "feitas de forma natural ou em ambiente de pesquisa" e "conduzido ao longo de vários períodos de tempo com ou sem a consciência do indivíduo sendo observado". A noção essencial implícita na teoria do teste psicológico é que tal amostragem de comportamento captura as características psíquicas subjacentes que conduzem à sua emissão. No referencial teórico lançado pelo fenômeno de aprendizagem, isso corresponde a afirmar que a amostragem do comportamento é uma mensagem que codifica a informação sobre o curso dos eventos emitida ao longo do exercício - que, por sua vez, é uma expressão das funções cognitivas exercidas.

No contexto da modelagem de sistemas, um *sinal* descreve a evolução da propriedade de um fenômeno à medida que ele se desenvolve ao longo do eixo de progresso. Em muitas aplicações, esse eixo é o espaço ou tempo. Um *sinal analógico* é definido sobre um continuum de valores em seu domínio e seu co-domínio. Um *sinal digital*, por sua vez, é discreto ao longo de ambas as dimensões, geralmente amostrado a uma taxa constante ao longo do eixo de progresso e quantizado em uma escala discreta fixa no eixo da imagem. Este último é o caso dos sinais gerados por biotransdutores modernos e alimentados em dispositivos de medição biométrica fisiológica, como EEG, ECG, EDA<sup>1</sup> etc. Esses são adquiridos como sinais de tempo digitais e analisados em relação à amplitude indicativa padrões, no domínio do tempo ou da frequência.

No caso do sinal comportamental alternativo aqui explorado, existem algumas considerações devidas. Uma delas é que a aquisição de um sinal periódico de tempo discreto é mais adequada para monitorar processos acionados por tempo, como batimentos cardíacos e ondas cerebrais, que têm sincronidade temporal inerente, do que para monitorar processos acionados por eventos, como um jogo de torneio simulado por computador, cujas mudanças de estado costumam ser assíncronas. Embora os bio-sinais fisiológicos tendam a se ajustar a faixas de frequência características, o tempo de resposta, ou tempo de reflexão, entre entradas em uma simulação interativa não há necessariamente vínculo a qualquer relógio externo ou restrição rítmica natural. Além disso, o ritmo pode mudar drasticamente entre diferentes assuntos e ser afetado por incontáveis fatores de confusão, incluindo ansiedade, instrumentação, distrações, atrasos de comunicação no caso de jogos de computador online e outras interferências ambientais espúrias. Embora existam métodos adaptados a séries temporais com espaçamento desigual, comparar sinais aperiódicos de tempo obtidos a partir de traços de dinâmica simulada por computador é um desafio. Isso também vai ao encontro de outra observação que, ao contrário dos bio-sinais fisiológicos, que transmitem informações sobre as variações proporcionais de alguma propriedade física analógica, os eventos de uma dinâmica simulada não denotam necessariamente amplitudes, mas também podem significar informações abstratas, como ações e escolhas.

---

<sup>1</sup> Atividade eletrodérmica.

Alternativamente a uma análise temporal, e à medida que o presente trabalho aborda, os dados codificados pelo traço de simulação podem ser tratados sob a perspectiva de mudanças de estado associadas a uma sequência indexada de eventos. O traço de simulação corresponde então à realização de um processo estocástico cujas mudanças de estado representam as ações realizadas pelo sujeito. Do ponto de vista teórico da informação, cada ação corresponde a um elemento de um conjunto finito de *símbolos* que compõem o *alfabeto* definido pelo protocolo de interação da simulação  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ . Um intervalo de simulação corresponde a uma *mensagem*  $E = (e_1, e_2, \dots, e_\eta)$  onde os símbolos individuais são os eventos  $e_i \in A$ . Sob essa analogia, os padrões de comportamento presentes no registro de dados da simulação podem ser avaliados quantitativamente com o auxílio de medidas convencionais de teoria da informação. Entre essas métricas, existem abstrações bem conhecidas como a entropia de Shannon (SHANNON, 1948), a complexidade algorítmica de Kolmogorov (LI; VITÁNYI, 2013) e os modelos estocásticos de Markov.

No nível do sinal de evento, tanto a narrativa conceitual quanto a lógica de obtenção da pontuação, responsável pela semântica do teste, não são observadas diretamente. Em vez disso, o exercício é analisado em relação apenas às suas propriedades estocásticas. A informação presente na mensagem está fundamentalmente ligada ao grau de aleatoriedade do sinal do evento, ou de forma equivalente, a quão estruturada é a resposta cognitiva do sujeito diante da dinâmica simulada. Aqui nos referimos a esta propriedade geral como uma caracterização da *disciplina* do sujeito ao longo da dinâmica. Ela avalia a estratégia efetuada pelo sujeito em termos do quão deterministicamente ele enfrenta o desafio, quão consistentemente ele se desenvolve durante o exercício e quão complexo é o processo de tomada de decisão envolvido. O Capítulo 5, mais adiante, resume algumas das propriedades sistemáticas que podem ser extraídas desta abordagem.





## MODELAGEM

Dentre os diversos *frameworks* disponíveis para a formulação de um modelo computacional do processo de aprendizagem, aquele que se alinha ao referencial teórico, que caracteriza a aprendizagem como a modificação da frequência de emissão de expressões cognitivas e emocionais, é oferecido pela noção matemática de um *processo estocástico*. Um modelo generalizado que descreve a probabilidade de eventos como função de eventos anteriores é particularmente conveniente para representar a fenomenologia e a intuição do processo teórico associado. Para fazer o vínculo no terreno transdisciplinar entre os métodos computacionais e a avaliação psicológica, é oportuno, portanto, explorar esse paralelo conceitual para formular um modelo operacional para representação da sistemática aplicada pelo sujeito.

### 4.1 Medidas de Informação

Quando visto como um processo estocástico, o traço de eventos correspondente ao progresso da simulação pode ser abordado como uma cadeia de Markov, em que o próximo evento pode ser previsto probabilisticamente a partir do evento imediatamente anterior. Por exemplo, se os eventos possíveis da simulação são  $A = \{e_1, e_2, \dots, e_\eta\}$ , então o processo pode ser descrito por uma matriz de probabilidade de transição  $M[p_{ij}]$  cujos elementos  $p_{ij}$  denotam a probabilidade de um evento  $e_j$  suceder um evento  $e_i$  (Figura 3).

|          | $e_1$        | $e_2$        | $e_3$        | ... | $e_\eta$        |
|----------|--------------|--------------|--------------|-----|-----------------|
| $e_1$    | $p_{11}$     | $p_{12}$     | $p_{13}$     | ... | $p_{1\eta}$     |
| $e_2$    | $p_{21}$     | $p_{22}$     | $p_{23}$     | ... | $p_{2\eta}$     |
| $e_3$    | $p_{31}$     | $p_{32}$     | $p_{33}$     | ... | $p_{3\eta}$     |
| $\vdots$ |              |              |              |     |                 |
| $e_\eta$ | $p_{\eta 1}$ | $p_{\eta 2}$ | $p_{\eta 3}$ | ... | $p_{\eta \eta}$ |

Figura 3 – Matriz de transição de um processo markoviano (de primeira ordem).

Naturalmente, em alguns processos do mundo real, o próximo evento é consequência não apenas do último evento, mas também da sequência de  $\lambda$  eventos anteriores. Neste caso, um modelo markoviano estendido de ordem  $\lambda$  é uma matriz  ${}^\lambda M$  de dimensão  $\eta^\lambda \times \eta$  em que cada linha é uma permutação de  $\lambda$  elementos de  $A$  e o valor correspondente na coluna  $j$  é a probabilidade de que  $e_j$  suceda a respectiva sequência de  $\lambda$  eventos nessa linha. A matriz de probabilidade  ${}^\lambda M$  pode ser construída contando as frequências de ocorrência de símbolos no sinal digital; da mesma forma, um sinal diferente com propriedades estocásticas equivalentes pode ser produzido gerando símbolos aleatórios com base nas probabilidades  ${}^\lambda M$ .

A partir deste referencial, são estabelecidas três medidas de informação para tratamento do sinal de eventos: entropia, verossimilhança e ordem do processo. Adicionalmente, é utilizada uma medida de complexidade algorítmica como complemento à abordagem baseada no modelo de Markov.

### 4.1.1 Entropia

A sequência de eventos de cujas frequências condicionais deriva o modelo markoviano - ou, equivalentemente, que é gerada a partir dele - pode também ser caracterizada em relação à sua *entropia*. A entropia de informação, ou entropia de Shannon,  $S_b$  é uma medida da taxa média de informação produzida por uma fonte de dados estocástica, e é dada por

$$S_b = - \sum_{i=1}^{\eta} p_i \log_b(p_i) \quad (4.1)$$

onde  $\eta$  é o número de símbolos no alfabeto fonte e  $p_i > 0$  é a frequência de ocorrência do  $i$ -ésimo símbolo.

Com base logarítmica  $b$ , um fator de escala, a entropia pode ser entendida numericamente como o número médio de símbolos alternativos necessários para representar o alfabeto dado,  $A$ , em um sistema de codificação diferente,  $B$ , compreendendo  $b$  símbolos, dada a distribuição de probabilidade da fonte conhecida. Para entropia binária ( $b = 2$ ), como o exemplo canônico, o valor de  $S_2$  informa quantos dígitos binários em  $\{0, 1\}$  são necessários, em média, para codificar o conjunto de símbolos do alfabeto  $A$ , dadas as frequências de ocorrências dos respectivos símbolos nas mensagens observadas. A título de ilustração, para codificar um alfabeto de quatro símbolos equifrenquentes são necessários  $S_2 = 2$  bits por símbolo, sendo  $\{00, 01, 10, 11\}$  um esquema possível entre outros; a mesma mensagem, em uma codificação quaternária  $A'$ , requer  $S_4 = 1$  bit por símbolo - por exemplo,  $A' = \{1, 2, 3, 4\}$ .

Aplicado ao presente problema, se um sujeito interage em uma dinâmica simulada, como um jogo de computador simples cujas jogadas válidas são restritas a  $\eta$  ações diferentes permitidas pelo protocolo de interação  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_\eta\}$ , então pode-se calcular a entropia do traço da simulação usando a Eq. (4.1). Ao comparar este valor com alguma hipótese de referência,

por exemplo processo aleatório, jogo ideal, outros jogadores etc., desvios distinguíveis podem oferecer pistas sobre a sistemática do sujeito em relação ao desafio como mais regular e constante ou mais variado e disperso, o que pode ser de interesse potencial para o analista de domínio.

É razoável que a entropia de ambos os sinais, aquele a partir do qual o modelo de Markov foi calculado e, de forma equivalente, aqueles produzidos pelo exercício do modelo, devam concordar. Consequentemente, pode-se também referir-se à "entropia do modelo- que dá a distribuição assintótica da cadeia de Markov:

$$S_{\eta}(M) = - \sum_{ij} v_i p_{ij} \log_{\eta}(p_{ij}) \quad (4.2)$$

onde  $p_{ij}$  é a probabilidade de que um evento  $e_j$  suceda um evento  $e_i$ , e  $v_i$  é a frequência do evento  $e_i$ . Calculando a Eq. (4.2) para um processo determinístico de  $\eta$  símbolos, obtém-se  $S_{\eta} = 0$ , enquanto um processo totalmente aleatório (distribuição uniforme de probabilidade) produz  $S_{\eta} = 1$ . Entre os extremos, um processo de alta entropia significa que a sequência de ações reflete um comportamento mais aleatório, enquanto um processo de baixa entropia indica a presença de um processo mais previsível. Esta métrica pode estar potencialmente associada ao esforço mental subjacente que ocorre à medida que o sujeito interage com a simulação, pois permite distinguir as características típicas de uma incursão exploratória daquelas de uma estratégia de resolução estruturada ao longo do exercício de resolução de problemas. A ordem  $\lambda$  do processo de modelagem da simulação pode oferecer mais entendimento, à medida que um processo de alta ordem incorpora um curso de ações presumivelmente de mais longa retrodependência.

Para um processo estocástico estacionário, o procedimento de construção da matriz de transição a partir de dados experimentais consiste em contar as ocorrências de símbolos e atualizar a matriz de probabilidade de transição até que ela convirja para um modelo suficientemente preciso. Em um processo estocástico não estacionário, por outro lado - como quando o traço de simulação captura uma mudança na sistemática do sujeito enquanto ele interage com a simulação - a direção da convergência da matriz de probabilidade de transição muda ao longo do curso do experimento. Isso pode refletir uma mudança na estratégia do sujeito ou em sua reação a estímulos externos. Nesse caso, pode ser oportuno apreciar a evolução das propriedades do processo à medida que ele se desenvolve. Para tanto, pode-se usar uma janela deslizante  $\mathbf{w}(\tau, l) = (e_{\tau-l}, e_{\tau-l+1}, \dots, e_{\tau})$  contendo a sequência dos últimos  $l$  eventos consecutivos até o instante atual  $\tau$ , e calcular a *entropia instantânea*  $S(\tau, l)$  naquele momento, aplicando a Eq. (4.1) ao período compreendido pela janela. Pode-se então traçar os valores contra o eixo de progresso dos eventos e, por inspeção, discernir entre períodos de características marcadamente contrastantes que denotem mudanças na atitude do sujeito. Esta medição também pode ser resumida em um único índice escalar calculando-se a média da entropia instantânea ao longo do processo até a duração  $T$  do experimento como na Eq. (4.3):

$$\bar{S}_\eta(l) = \frac{1}{T-l} \sum_{i=l}^T S(i, l) \tag{4.3}$$

Observe-se que  $\bar{S}_\eta(l) \leq S_\eta$  e que, como a entropia total, a entropia média também é proporcional ao grau de aleatoriedade do processo. Um  $\bar{S}(l)$  baixo em relação a  $S$  informa que, embora o exercício tenha uma determinada regularidade geral, esse nível de determinismo varia substancialmente no decorrer do experimento. Por exemplo, se o exercício se desdobra em dois ou mais períodos de processos quase determinísticos claramente distintos, tal característica pode ser reconhecida pela condição  $R(l) = \bar{S}(l)/S \ll 1$ . Aqui  $l$ , o comprimento da janela deslizante, determina a granularidade na qual os padrões devem ser reconhecidos ao longo da dinâmica.

Ressalta-se que, embora a medida de entropia quantifique o nível de organização em uma sequência de eventos, ela não informa muito sobre a estrutura do processo. Mesmo que a entropia instantânea em dois instantes diferentes sejam idênticas, isso não significa que o curso das ações em ambas as janelas de eventos seja o mesmo, conforme ilustrado na Figura 4. O gráfico exemplifica duas trajetórias possíveis que descrevem o traço de eventos de uma determinada simulação. Na dinâmica hipotética, um conjunto de eventos  $e_i$  conduz a simulação entre os estados  $S_j$ , conforme representado pelo autômato probabilístico representado como a máquina de estados de Moore da Figura 4a. O diagrama indica dois caminhos: um determinístico que repete a sequência de eventos  $(e_1, e_2, e_3, e_1 \dots)$  com probabilidade de 100%, e outro que é quase idêntico, exceto pelo fato de que faz a transição aleatoriamente de  $e_2$  para  $e_1$  ou  $e_3$  com probabilidade de 50%.

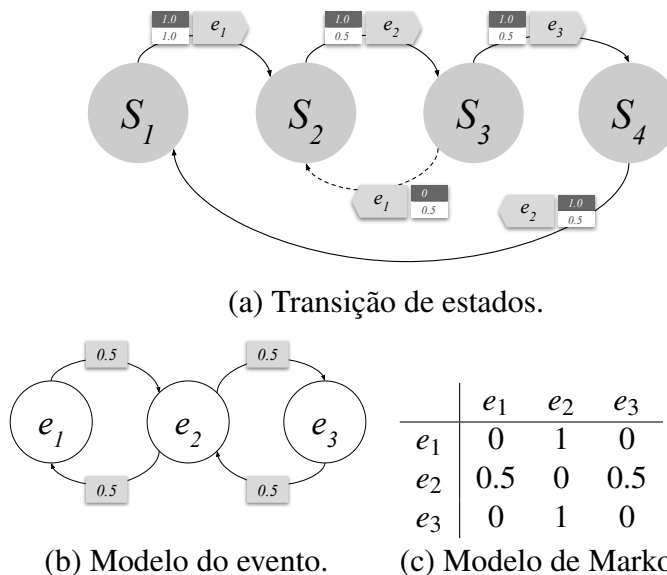


Figura 4 – Dois processos resultando no mesmo modelo.

Por meio desta abordagem de modelagem discutida, cada ação realizada corresponde a um símbolo do alfabeto de simulação (o conjunto total de estados de simulação não é importante), de modo que ambos os processos podem ser representados pelo diagrama de transição da

Figura 7b. Observe que as matrizes de probabilidade de transição calculadas empiricamente para ambos os processos são, portanto, idênticas, conforme mostrado na Figura 4b. Suas entropias associadas são igualmente equivalentes, de modo que não podem ser diferenciadas. A diferença entre esses exemplos, porém, reside na estrutura do processo.

### 4.1.2 Verossimilhança

Uma maneira de abordar a distinção nas estruturas dos processos é comparar o quão similar é o comportamento geral entre dois instantes, o que pode ser analiticamente implementado considerando duas janelas de eventos distintas  $\mathbf{w}_1$  e  $\mathbf{w}_2$  e estimando o quanto o modelo derivado do primeiro poderia ser responsável pela geração do seguinte.

Formalmente, a verossimilhança  $\mathcal{L}(M|\mathcal{X})$  de que um modelo  $M$  (hipótese) gerou o processo particular (evidência)  $\mathcal{X} = (x_1, x_2, \dots, x_z)$  pode ser calculado pela igualdade numérica

$$\mathcal{L}(M|\mathcal{X}) = P(\mathcal{X}|M) \quad (4.4)$$

com  $P(\mathcal{X}|M)$ , a probabilidade de que o modelo  $M$  gere a sequência  $\mathcal{X}$ , sendo calculado como

$$P(\mathcal{X}|M) = p(x_1) \cdot p(x_2|x_1) \cdot p(x_3|x_2) \dots p(x_n|x_{n-1}) \quad (4.5)$$

Aqui  $p(x_i|x_{i-1})$ , a probabilidade de que o evento  $x_i$  suceda o evento  $x_{i-1}$ , é dada pela matriz de probabilidade de transição, e  $p(x_1)$  é a probabilidade marginal de  $x_1$ .

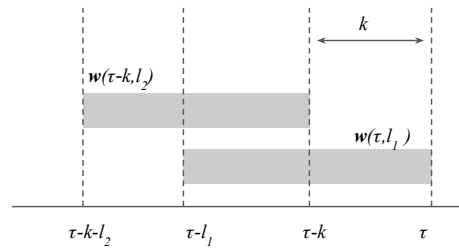


Figura 5 – Janelas deslizantes.

Seja  $\mathbf{w}(t, l) = (e_{t-l}, e_{t-l+1}, \dots, e_t)$ , designe uma janela deslizante contendo a sequência dos últimos  $l$  eventos consecutivos até o tempo discreto  $t$ . Usando o conceito de verossimilhança, pode-se tomar uma janela deslizante  $\mathbf{w}_1 = \mathbf{w}(\tau, l) = (e_{\tau-l}, e_{\tau-l+1}, \dots, e_\tau)$ , contendo a sequência dos últimos  $l$  eventos consecutivos até o instante atual  $\tau$ , e compará-la (Figura 5) com outra janela obtida da mesma forma  $\mathbf{w}_0 = \bar{\mathbf{w}}(\tau-k, m) = (e_{\tau-k-m}, e_{\tau-k-m+1}, \dots, e_{\tau-k})$  de comprimento  $m$ , englobando a sequência contígua de eventos em um dado instante,  $k$  passos antes de  $\tau$ . Seja também  $M_0 = M(\bar{\mathbf{m}}\bar{\mathbf{w}}_0)$  o modelo Markoviano estendido derivado de  $\mathbf{w}_0$ .

É então possível calcular a probabilidade  $\mathcal{L} = (M_0|\mathbf{w}_1)$  de que a sequência de eventos atual  $w_1$  seja um resultado do modelo derivado de  $\mathbf{w}_0$ . Dito de outra forma,  $\mathcal{L} = (M_0|\mathbf{w}_1)$  mede a probabilidade de que a sistemática hipotética que o sujeito esteve se exercitando durante as últimas  $m$  ações,  $k$  passos anteriores, ainda pode explicar a sistemática que o usuário está executando atualmente, ao longo dos últimos  $l$  eventos. Uma probabilidade baixa significa que a sistemática possivelmente mudou substancialmente, sugerindo uma mudança de atitude correspondente plausível no fenômeno teorizado; uma alta probabilidade sugere o contrário. Observando que o valor numérico  $\mathcal{L}(\mathbf{w})$  diminui com  $l$ , o comprimento de  $w$ , para fazer comparações relativas pode-se utilizar um valor normalizado

$$\tilde{\mathcal{L}}(M|\mathbf{w}) = \frac{\mathcal{L}(M|\mathbf{w})}{\mathcal{L}(M|\mathbf{w}) + 1} \quad (4.6)$$

Analogamente aos cálculos de entropia, fixando  $l$ ,  $m$  e  $k$  podemos calcular a verossimilhança instantânea  $\hat{\mathcal{L}}(\tau, l, m, k)$  do processo em sua duração deslizando ambas as janelas ao longo de todo o eixo  $\tau$ . O gráfico de  $\hat{\mathcal{L}}$  ao longo da dimensão de progresso dos eventos permite localizar os instantes em que a sistemática implícita muda, como quando o sujeito que realiza o exercício muda sua estratégia. Além disso, também como a entropia, a verossimilhança instantânea pode ser calculada ao longo da duração do processo, oferecendo uma estimativa quantitativa de quão consistentemente a dinâmica exercida se desenvolve no decorrer do exercício. Uma verossimilhança média baixa significa que o processo tem uma estrutura fraca, ou seja, não é muito regular localmente; uma verossimilhança média alta pode ser interpretada como evidência de uma estratégia subjacente mais estável.

Este tipo de análise pode ser estendido a um espaço bidimensional comparando  $\mathbf{w}(\tau_1, l)$  e  $\mathbf{w}(\tau_2, m)$  para todo  $(\tau_1, \tau_2)$  no decorrer dos exercícios. Operacionalmente, isso pode ser feito por meio de um procedimento recursivo deslizando  $w_1$  sobre o eixo  $\tau$  e, a cada instante  $\tau_1$ , deslizando também  $w_2$  em todos os  $\tau_2$  sobre  $\tau$ . O resultado pode ser plotado como uma matriz quadrada onde o valor  $\kappa_{ij}$  em cada posição é uma medida da similaridade entre como o sujeito está se comportando no instante  $\tau_j$  e como ele se comportava no instante  $\tau_i$ . Este resultado pode ser representado graficamente como uma grade de mapa de calor, conforme ilustrado na Figura 6, onde, para facilitar a inspeção, um ponto escuro na posição  $ij$  significa que as ações do sujeito no instante  $i$  podem ser bem explicadas pela mesma estratégia presumida associada ao instante  $j$ .

A interpretação do resultado é a seguinte. Uma linha  $i$  representa a evolução da sistemática geral do sujeito naquele instante. Movendo-se então ao longo desta linha, cada célula  $ij$  estima como essa sistemática muda no decorrer do exercício em relação ao comportamento no instante  $i$ . Observa-se também que, usando a verossimilhança  $\mathcal{L}(M_2|w_1)$  como medida de similaridade, onde  $M_2$  é o modelo derivado de  $w_2$ , nota-se que a diagonal menor (do canto inferior esquerdo para o canto superior direito) desta matriz dá  $\mathcal{L}(M_1|w_1)$ , ou seja, a verossimilhança de que o modelo derivado de  $w_1$  realmente gere  $w_1$ . Quanto mais determinístico um modelo, mais provável é que o exercício do modelo reproduza seu processo de geração; quanto mais aleatório

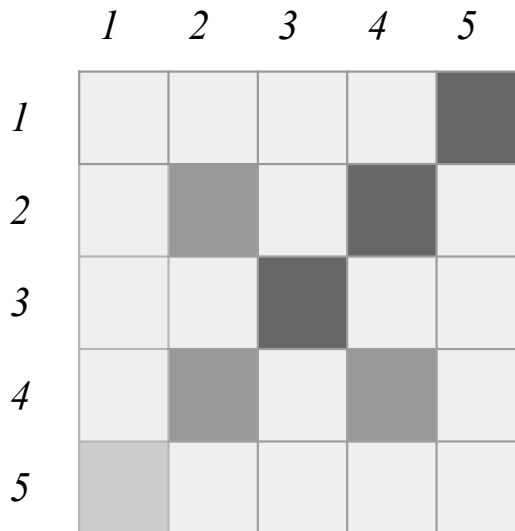


Figura 6 – Mapa de similaridade.

o modelo, menor é a probabilidade de que seu exercício produza o processo original. A diagonal menor, portanto, transmite a história sobre a regularidade do processo conforme ele se desenrola, e tende a ser correlacionada ao sinal de entropia. Observe também que, ao longo das direções paralelas à diagonal menor, existem os históricos para diferentes valores de  $k$ ; a linha paralela começando em  $i = 1, j = 0$  corresponde precisamente à probabilidade instantânea  $\mathcal{L}$  calculada anteriormente para  $k = 1$ .

Os índices quantitativos que resumem a matriz podem ser derivados computando estatísticas sobre todos os seus valores, tais como centralidade e de dispersão. Um valor médio alto para a matriz de verossimilhança significa que o sujeito que executa o processo repetiu frequentemente estratégias hipotéticas, durante períodos significativamente longos, em diferentes pontos da simulação; um valor correspondente baixo significa que o comportamento geral foi mais esparsa e menos consistente ao longo do tempo.

### 4.1.3 Ordem do Modelo

Ressalta-se que todas as medições baseadas na entropia e probabilidade abordadas até agora foram derivadas da suposição implícita de um processo de primeira ordem (Markov). É por isso que, embora distintas, as duas dinâmicas do exemplo acima mencionado da Figura 4 produziram o mesmo modelo. Se a primeira instância fosse modelada como um processo de segunda ordem, seu diagrama de estado e sua matriz de probabilidade de transição  $4 \times 3$ , mostrada na Figura 7a, consistiria em apenas 0s e 1s, conforme esperado de um processo determinístico. O mesmo modelo também pode ser codificado usando quatro símbolos, cada um correspondendo a uma transição existente, como na Figura 7b. O modelo de Markov de primeira ordem alternativo descreveria a repetição estrita da sequência  $(e_1e_2, e_2e_3, e_3e_2, e_2e_1)$ , cuja matriz de probabilidade

de transição é mostrada na Figura 7c . Observe que, agora, a entropia do modelo alternativo é 0.

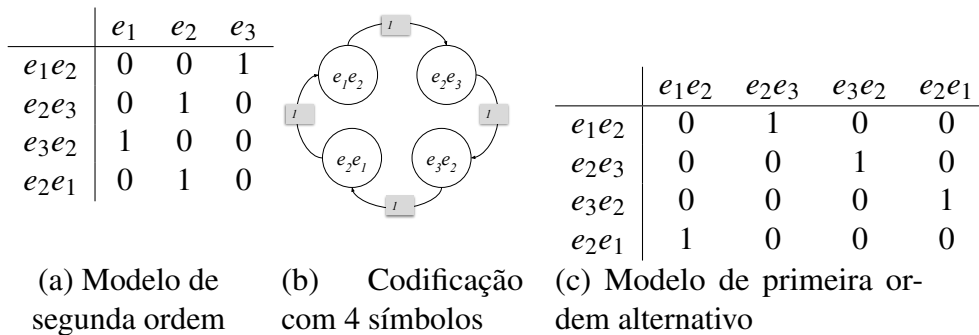


Figura 7 – Modelos alternativos para um processo de segunda ordem.

Todo o procedimento de análise discutido nesta seção pode ser utilizado para diferentes escolhas da ordem do modelo. Uma possível abordagem sistemática para estimar uma ordem conveniente para representar o processo pode ser determinar o modelo de ordem mais baixa capaz de representar o processo com a entropia mínima - no exemplo em execução, a ordem 2 é suficiente - ou o modelo de ordem mais baixa que maximiza a verossimilhança de que ele tenha gerado o processo (estimativa por máxima verossimilhança). Esta é a ordem em que a verossimilhança instantânea melhor destaca as semelhanças entre os diferentes períodos do processo.

#### 4.1.4 Complexidade Algorítmica

Um sistema de referência matemática alternativo através do qual a questão da ordem do processo pode ser abordado é dado pelo conceito fundamental de *complexidade* de Kolmogorov (LI; VITÁNYI, 2013), também conhecido como entropia algorítmica. Resumindo, essa medida teórica da informação expressa o comprimento da descrição mais curta de uma informação em um determinado sistema de codificação. Por exemplo, a cadeia de símbolo *aaaabbbbb* pode ser inequivocamente denotada como *4a5b* sob a suposição de uma codificação tipo *run-length*. Embora a complexidade absoluta de uma cadeia genérica seja teoricamente não computável, muitas vezes é prático fazer comparações relativas. Por exemplo, a cadeia *adcbaabcac*, que não possui codificação de comprimento de execução com apenas 4 símbolos, é considerada mais complexa em termos de algoritmos do que a anterior. Enquanto a entropia de Shannon se aplica à distribuição de probabilidade associada a uma fonte de símbolos, medindo a quantidade de informação entregue por uma fonte, a complexidade de Kolmogorov, distintamente, se aplica à mensagem intrinsecamente, medindo sua incompressibilidade<sup>1</sup>. Um algoritmo de compressão de dados é uma aproximação prática da complexidade teórica de Kolmogorov, no sentido de que produz uma descrição mais curta (embora não necessariamente a mais curta possível) de uma mensagem, usando uma codificação mais eficiente. Essa noção é a base lógica da Distância de

<sup>1</sup> Dado um alfabeto com símbolos  $X = \{a, b, c\}$  e suas respectivas frequências de ocorrência, as cadeias *acbccbaca* e *aaabbbccc* possuem a mesma entropia, mas a última tem menor complexidade.



Compressão Normalizada (NCD), uma medida útil para quantificar a similaridade entre duas strings de dados. Formalmente, NCD (SANCHES; CARDOSO; DELBEM, 2011) é dada por

$$\tilde{K}_z(a,b) = \frac{C_z(ab) - \min\{C_z(a), C_z(b)\}}{\max\{C_z(a), C_z(b)\}} \quad (4.7)$$

onde  $a$  e  $b$  são os dois objetos de dados (uma sequência de símbolos ou de eventos de interação na presente aplicação) a serem comparados,  $ab$  é a concatenação de ambos os objetos, e  $C_z(x)$  é o tamanho da versão compactada do objeto  $x$ , obtido pela aplicação de um algoritmo de compactação  $z$ . A NCD tende a 0 quando as duas cadeias são muito semelhantes, pois uma pode ser expressa em termos da outra e, portanto, a compressão é muito eficiente. Por outro lado, um valor próximo a 1 significa que as duas cadeias são muito diferentes, pois a compressão é ineficiente devido à falta de similaridades. Quanto a  $z$ , algoritmos convencionais de compressão de dados implementados por utilitários de software padrão para compressão, como o popular ZIP<sup>2</sup> e RAR<sup>3</sup> podem ser usados. Esse programa funciona derivando um modelo para padrões presentes nos dados de entrada e, em seguida, reescrevendo as informações usando uma codificação mais eficiente que tira proveito desse conhecimento; para o propósito de calcular a NCD, apenas o algoritmo da primeira etapa é necessário. Um desses algoritmos de uso prático em análise de agrupamento é o método de predição por correspondência parcial (PPM), baseado na modelagem de contexto (SHKARIN, 2002). O PPM, de fato, utiliza-se de uma estratégia adaptativa para construir modelos alternativos de Markov estendidos de ordens variadas como uma forma de aumentar a previsibilidade do próximo símbolo na sequência de entrada.

A NCD se apresenta como uma métrica de similaridade semântico-agnóstica que pode ser aplicada para comparar a representação digital (arquivo de dados) de qualquer tipo de dado, seja texto, imagem, áudio ou outro. Isso torna a medição especialmente útil para a análise de dados complexos e não estruturados, e onde a falta de conhecimento do domínio é um desafio para a seleção de features - o que é conveniente para o projeto de abordagens de análise generalizáveis, conforme buscado nesta pesquisa.

As distâncias entre vários itens em um conjunto de dados podem ser apreciadas conjuntamente, tendo-os dispostos na forma de uma *matriz de distância*, onde cada posição  $ij$  indica a distância entre os itens  $i$  e  $j$ . A partir da matriz, é então possível particionar os itens de dados em grupos de similaridade ou classificá-los de acordo com sua proximidade com os itens de referência. A relação de semelhanças no conjunto de dados também pode ser decomposta em uma estrutura hierárquica análoga a uma árvore evolucionária. A Figura 8 ilustra, à esquerda, uma matriz de distância mostrando as dissimilaridades relativas entre cinco itens; à direita, um cladograma obtido dele pelo algoritmo Neighbour Joining (SAITOU; NEI, 1987; FELSENSTEIN; FELENSTEIN, 2004). Na árvore, os nós folha denotam os itens de dados e os nós internos representam variáveis níveis de semelhanças.

<sup>2</sup> PKZIP: <https://www.pkware.com/pkzip>; WinZip: <http://www.winzip.com/win/bp>

<sup>3</sup> RARLAB: <http://www.rarlab.com>.

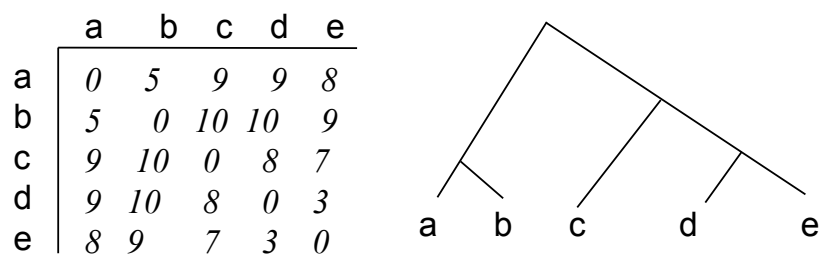


Figura 8 – Distance matrix and cladogram.

A seguir são exploradas essas medidas para caracterizar os traços de simulação de diferentes sujeitos e para distinguir propriedades de suas sistemáticas implícitas.

---

## METODOLOGIA

---

Neste capítulo, discorre-se sobre a variabilidade entre diferentes categorias de dinâmicas, definem-se os parâmetros do modelo, conforme referencial do Capítulo 4 e apresentam-se os procedimentos necessários para sua parametrização.

### 5.1 Categorias de Dinâmica

No que se refere à avaliação psicométrica, mais do que uma operação meramente mecânica, a dinâmica simulada deve envolver o exercício de funções psicológicas de interesse, daí a necessidade de contextualização adequada. No que diz respeito à implementação, conforme mencionado anteriormente, uma instância de uma dinâmica simulada que se presta como solução de instrumentação prática para a aplicação em campo no mundo real, especialmente no ambiente clínico, é um jogo de computador digital. Inclusive, as dinâmicas simuladas por computador na forma de jogos de computador são, até certo ponto, tecnicamente fáceis de implementar usando ferramentas de desenvolvimento modernas e relativamente econômicas se comparadas, por exemplo, a sensores fisiológicos. Além disso, capazes de definir um contexto intuitivo e rico em recursos para a metáfora de teste e o sistema de regras, os jogos de computador se prestam como atividades envolventes capazes de induzir a imersão do usuário, um recurso oportuno quando se trata de adquirir grandes volumes de dados conduzindo exercícios que seriam, de outra forma, entediantes ou cansativos, bem como para evitar fatores de confusão relacionados ao efeito Hawthorne (BK; REDDY; PATHAK, 2019) <sup>1</sup>.

Denota-se, neste trabalho, uma *dinâmica* para se referir ao sistema de regras que governam uma *simulação* com a qual um sujeito interage através de um *protocolo* específico, ou seja, o conjunto de símbolos definido pelo conjunto de ações permitidas pela interface de simulação.

---

<sup>1</sup> Efeito Hawthorne refere-se à hipótese levantada a partir de evidências empíricas de que um sujeito é propenso a modificar seu comportamento sob a consciência de ser observado, um problema relevante na pesquisa em Psicologia.

Uma instância dessa interação é um *exercício* das funções cognitivas necessárias para enfrentar o desafio apresentado pela dinâmica. O rastreamento de eventos resultante desta execução de simulação é um *signal de exercício*.

O tipo de informação transmitida por este sinal pode ser ilustrado considerando, por exemplo, que se o desafio de resolução de problemas exige que um procedimento determinístico seja executado, quanto mais aleatório o sinal, menos provável que uma estratégia eficaz tenha sido exercida pelo sujeito. Neste raciocínio, as conclusões podem divergir se o pressuposto for de dinâmica não determinística, quando a correlação não é igualmente imediata. Diante disso, e sem perda de generalidade na abstração da semântica da simulação, é útil caracterizar a dinâmica da simulação conforme seu sistema de regras seja alinhado ao longo de quatro dimensões: *definição*, *abertura*, *prescrição*, *progressão*. A primeira categoria diz respeito à regra que governa as mudanças de estado devido à entrada do sujeito quanto a se essas são determinadas deterministicamente ou estocasticamente. Quebra-cabeças como Sudoku e Tangram são exemplos de dinâmica definida de forma determinística, enquanto jogos de azar, como lançamento de dados e simulações baseadas em roleta, são inerentemente definidos estocasticamente. A abertura se refere a quanto a simulação é hermética, de forma que as mudanças de estado dependem apenas das entradas do sujeito ou são afetadas por entradas exógenas, como outro jogador ou eventos aleatórios. Os jogos de cartas ou tabuleiros para um único jogador, como Paciência e Sudoku, são herméticos, enquanto os jogos de partida como Velha e Xadrez são simulações abertas afetadas por entradas extrínsecas, do ponto de vista individual do jogador. Quanto à propriedade de prescrição, é para distinguir as simulações cujas regras são explícitas e conhecidas pelo sujeito, daquelas cujas regras estão implícitas e não são conhecidas por ele. O jogo de Damas clássico é um exemplo de dinâmica de prescrição explícita, em contraste com os jogos de dedução em que o desafio consiste em inferir uma regra ou resultado de perguntas ou intervenções empíricas. Por fim, quanto à progressão da simulação, se a progressão dos eventos é síncrona a um relógio externo e, portanto, vinculada à passagem do tempo, ou se ocorre de forma assíncrona e vinculada apenas às entradas do sujeito. Um jogo de torneio sem restrição de tempo é uma dinâmica assíncrona, enquanto um jogo de estratégia ou ação em tempo real geralmente segue uma progressão síncrona. Cada combinação dessas dimensões nos permite capturar diferentes aspectos da sistemática do sujeito em relação ao desafio, como consistência de disciplina, assimilação de regras, discriminação de estado e reação às entradas. Discutimos essas e outras medidas teóricas da informação e sua relação contextual com o objetivo do teste psicológico nas seções seguintes.

## 5.2 Parametrização da Disciplina do Sujeito

Do ponto de vista da teoria da informação, é possível caracterizar o sinal comportamental de acordo com suas propriedades estocásticas. Sem hipotetizar inferências diagnósticas psicométricas a partir de tal categorização, podemos extrair algumas medidas que descrevem

características intrínsecas da disciplina efetuada na dinâmica.

Com base na modelagem apresentada no Capítulo 4 e na representação de uma cadeia de eventos por uma matriz de Markov, bem como na conveniência de se observar trechos reduzidos da cadeia completa produzida durante toda a interação, obtidos pela subdivisão em janelas de tamanhos iguais, foi determinada uma nomenclatura para tratar do resultado obtido pela aplicação de operações às cadeias de eventos originadas pela interação do sujeito com a dinâmica.

### **5.2.1 Regularidade**

A regularidade é aqui definida em função da entropia da matriz de Markov associada às transições de estados provocadas pelo sujeito, conforme explicado na Subseção 4.1.1. O valor de regularidade pode ser calculado para o processo inteiro, como um todo (regularidade total), para uma janela específica da sequência de eventos (regularidade instantânea) e para a média das regularidades instantâneas (regularidade média). Este parâmetro visa indicar o quanto um comportamento é mais aleatório ou determinístico.

### **5.2.2 Método**

O método é definido em função da verossimilhança de que a janela de eventos em observação tenha sido produzida pelo processo definido pela janela de eventos anterior - ou seja, pela matriz de Markov que representa as transições da janela anterior. O propósito deste parâmetro é identificar mudanças de método ou estratégia, conforme um processo anterior não mais consegue representar bem o comportamento atual. Seu cálculo está descrito na Subseção 4.1.2

### **5.2.3 Estrutura**

Assim como o método, a estrutura é calculada em função da verossimilhança aplicada a duas janelas da cadeia de eventos e seu cálculo está descrito na Subseção 4.1.2. Contudo, este parâmetro compara cada janela com todas as outras e tem o propósito de evidenciar trechos de interação em que o sujeito apresentou estratégias semelhantes. Assim pode-se, por exemplo, verificar que determinado sujeito utilizou uma estratégia inicialmente, a abandonou e a recuperou posteriormente. Isto possivelmente poderia evidenciar aprendizado e memória, por exemplo.

### **5.2.4 Rotina**

A rotina refere-se à menor ordem do modelo de Markov em que seja máxima a verossimilhança de que o processo determinado por esse modelo tenha gerado a própria série que deu origem a ele. Este parâmetro parte do problema discutido na Subseção 4.1.3 e busca a ordem mais conveniente para representar o modelo, visando preservar seu determinismo, quando este só é verificável em uma ordem superior. No entanto, se esta medida for aplicada ao longo de toda a cadeia de eventos, arrisca-se que um pequeno erro do sujeito ao aplicar um método bem definido

incorra em um aumento desproporcional da ordem. Por exemplo, uma série (*abababababb*) seria bem definida em ordem 1 se não fosse pelo último elemento; contudo, a presença de um elemento adicional e estranho ao método, neste caso, elevaria a ordem (bem definida) para 9. Para limitar o alcance desse tipo de situação, a ordem é medida janela a janela e verificando-se a média e a moda.

### 5.2.5 *Sofisticação*

Este parâmetro oferece uma aproximação da medida de complexidade algorítmica, conforme discutido na Subseção 4.1.4, calculando-se a NCD de cada janela da sequência para todas as outras janelas, similar ao que é feito com a estrutura, mas com uma métrica diferente de distância, que não é função de uma determinada ordem para representação do processo.

## 5.3 Procedimentos

Para obterem-se os parâmetros definidos na seção anterior, segue-se um procedimento que inicia-se na escolha de uma dinâmica, com base em suas características e em sua finalidade e na definição do protocolo de interação, pelo qual o sujeito irá interagir com a simulação e da qual será emitida uma sequência de eventos codificados, de forma a possibilitar a modelagem proposta e o cálculo dos parâmetros estabelecidos. Finalmente, é importante validar a capacidade discriminatória dos parâmetros emitidos, a fim de possibilitar a aplicação do método como instrumento comparativo. O fluxograma para aplicação dos procedimentos está ilustrado na Figura 9.

## 5.4 Experimentos

Para verificar e discutir o método proposto, foram projetados três experimentos, consistidos por quatro dinâmicas simuladas. O primeiro e o segundo experimentos foram projetados com o objetivo de analisar e discutir os resultados em diferentes categorias de dinâmicas, permitindo sua comparação qualitativa. O terceiro experimento foi projetado a fim de validar a capacidade discriminatória do método proposto. Suas configurações experimentais e resultados são apresentados e discutidos no Capítulo 6.

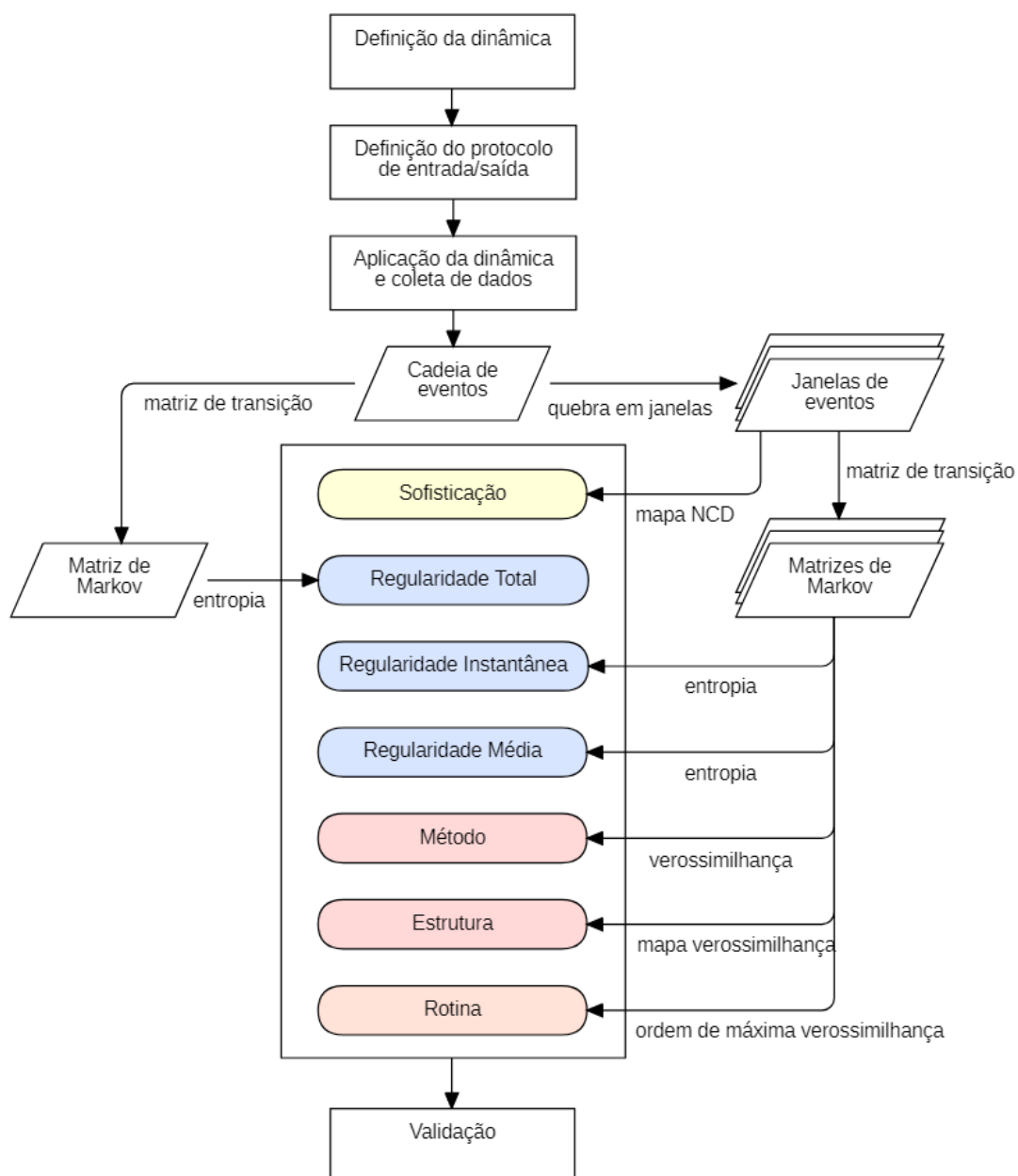


Figura 9 – Procedimentos.





---

## EXPERIMENTOS E RESULTADOS

---

### 6.1 Experimentos

Para construir uma intuição relacionando os parâmetros de teoria da informação e a fenomenologia abordada, as propriedades evocadas são introduzidas no contexto de algumas implementações práticas na forma de programas de simulação interativa. Os exemplos foram avaliados experimentalmente com a contribuição de um conjunto de participantes que se ofereceram voluntariamente, mediante consentimento informado, para jogar alguns jogos de computador tradicionais, enquanto seus *logs* de sessão eram coletados anonimamente para análise estatística. Os jogos foram acessíveis online pela internet e jogados entre 2019 e 2020 por estudantes brasileiros de ambos os sexos, com idades entre 18 e 30 anos. Não foram registrados dados pessoais ou informações de identificação. Os únicos parâmetros controlados de interesse nesses experimentos compreendiam a interface do jogo e a latência média da rede - os demais fatores ambientais que podem afetar como variáveis de confusão foram assumidos como ruído ambiente contra o qual pretendíamos avaliar a robustez das medições e o poder de discriminação do método para aplicação em campo, sob as considerações da Seção 2.1.

### 6.2 Torre de Hanoi

Para este experimento, foi feita uma versão digital do desafio matemático Torre de Hanoi, com 5 discos. As discussões aqui apresentadas levam em consideração essa configuração específica.

#### 6.2.1 Configuração Experimental

O primeiro experimento considera um cenário muito simples com uma dinâmica determinística (as mudanças de estado devido às entradas do sujeito são completamente definidas),

hermética (sem entradas exógenas além das do sujeito), explícita (o sujeito está totalmente ciente dos princípios que regem a dinâmica do sistema) e assíncrona (progressão afetada apenas pelas interações do sujeito). Para tanto, selecionamos o desafio matemático clássico conhecido como Torre de Hanoi pelo matemático francês Édouard Lucas (HOFSTADTER, 2008) (possivelmente redescoberto de origens antigas (COLMAN, 2015)), que é amplamente utilizado na psicologia cognitiva e na pesquisa em neuropsicologia (KAZÉN; KUHL, 2020; RUSSELL; GOBET; WHITEHOUSE, 2016; SCHIFF; VAKIL, 2015; DONNARUMMA; MAISTO; PEZZULO, 2016; ANDERSON; DOUGLASS, 2001). O quebra-cabeça consiste em 3 hastes e um conjunto de  $d$  discos de tamanhos diferentes e exclusivos, que podem deslizar em qualquer haste (Figura 10). O desafio consiste em mover todos os discos da primeira para a última barra respeitando duas restrições: *i*) apenas um disco pode ser movido por vez, e *ii*) não é permitido que um disco maior seja colocado sobre um disco menor.

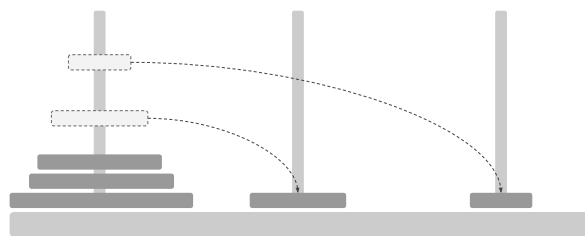


Figura 10 – Torre de Hanoi.

A Torre de Hanoi tem uma solução ótima determinística para este problema, que requer  $m_{opt} = 2^d - 1$  movimentos. Para  $d = 5$  discos, a solução ótima é uma sequência de  $m_{opt} = 31$  movimentos. Há uma regra recursiva implícita governando esse processo, que não é trivial de entender à primeira vista, daí o desafio do quebra-cabeça. De fato, a solução ótima é um algoritmo de tempo superpolinomial com complexidade  $O(2^n)$  - para 10 discos, ele requer mais de mil movimentos; para 30 discos, mais de 1 bilhão.

Todo o conjunto de movimentos correspondente à transferência de um disco da haste  $R_i$  para a haste  $R_j$ , totalizando seis pares  $e_{ij}$  produzidos pelas permutações de  $i$  e  $j$ , com  $(i, j) \in \{1, 2, 3\}^2$  e  $i \neq j$ . - o desafio pode ser resolvido repetindo  $O = e_{13}, e_{12}, e_{32}, e_{13}, e_{21}, e_{23}$  até que todos os discos tenham sido transferidos para a terceira haste. Por outro lado, uma vez que, em cada etapa, devido à restrição *ii*, apenas uma direção é possível para uma transferência entre quaisquer duas hastes, então apenas um único símbolo é suficiente para determinar inequivocamente esse movimento dado o estado de simulação atual <sup>1</sup>. Portanto, um alfabeto de apenas 3 símbolos serve para descrever completamente a sequência completa de movimentos ao longo de todo o processo. A solução ótima, sob esta codificação, requer

<sup>1</sup> Se mover um disco da haste  $R_i$  para a haste  $R_j$  é possível, então o movimento inverso não é, sob a restrição de nunca haver um disco maior sobre um disco menor. Portanto, em qualquer momento do jogo, um símbolo único é suficiente para denotar uma transferência de quaisquer duas barras, estando a direção implícita nas regras

a repetição de uma sequência fixa: se o alfabeto  $A = \{a, b, c\}$  denota os movimentos entre as barras  $(R_1, R_3)$ ,  $(R_1, R_2)$  e  $(R_2, R_3)$ , respectivamente em qualquer direção, o problema é resolvido executando ciclicamente os movimentos  $X = (a, b, c)$ , para  $d$  ímpar, até que todas as barras inicialmente em  $R_1$  sejam empilhadas em  $R_3$ . Se o sujeito que resolveu o desafio precisou de  $m$  movimentos para completar o teste, uma pontuação normalizada  $\tilde{m} \in (0, 1)$  pode ser quantificada pela razão  $\tilde{m} = m_{opt}/m$ .

Uma versão simulada por software do desafio foi implementada como um jogo online <sup>2</sup>, com 5 discos, acessível pela internet utilizando um navegador web. Um conjunto de 66 sujeitos jogou o jogo.

## 6.2.2 Resultados

### 6.2.2.1 Regularidade

Como um processo determinístico, a solução ótima da Torre de Hanoi pode ser modelada como um processo Markoviano simples (1ª ordem) cuja matriz de transição, usando a notação introduzida na Subseção 6.2.1, é como na Figura 11a.

|     | $a$ | $b$ | $c$ |
|-----|-----|-----|-----|
| $a$ | 0   | 1   | 0   |
| $b$ | 0   | 0   | 1   |
| $c$ | 1   | 0   | 0   |

(a) Ótima.

|     | $a$ | $b$ | $c$ |
|-----|-----|-----|-----|
| $a$ | 1/3 | 1/3 | 1/3 |
| $b$ | 1/3 | 1/3 | 1/3 |
| $c$ | 1/3 | 1/3 | 1/3 |

(b) Subótima.

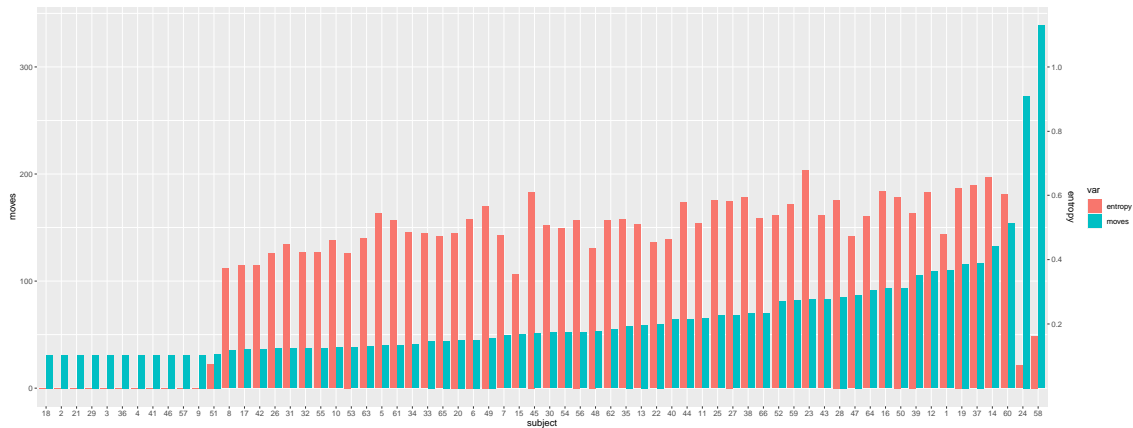
Figura 11 – Soluções determinística vs aleatória para a Torre de Hanoi.

O modelo se presta como uma representação computacional sintética da disciplina do sujeito ao longo da simulação. Ele descreve que, a qualquer instante, se o último movimento foi  $a$ , o próximo deve ser  $b$  em 100% das vezes. Então, depois de  $b$  sempre haverá  $c$  seguido por  $a$  e assim por diante. Se o sujeito não segue um procedimento estritamente determinístico, a conferência de suas ações produzirá um conjunto menos determinístico de probabilidades de transição. No extremo, se o sujeito joga movimentos ao acaso, sua sistemática implícita deve se aproximar daquela da Figura 11b. A atitude do sujeito ao se engajar na atividade de solução de problema na escala desde uma execução determinística a uma mais aleatória pode ser quantificada pela taxa de entropia do processo, que pode ser computada a partir do modelo de Markov  $M$  como na Eq.(4.2).

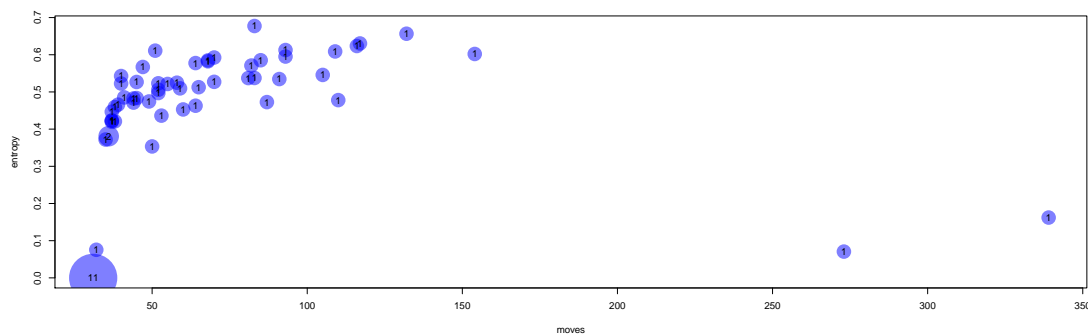
Conforme mencionado, além da passagem de tempo do experimento, que não é convencionalmente o foco dos testes baseados na Torre de Hanoi, os instrumentos psicométricos no estado da arte baseados em quebra-cabeças contam com o grau de sucesso na resolução do problema proposto. No exemplo em execução, isso é medido no nível semântico pelo número

<sup>2</sup> A implementação foi realizada utilizando o motor de desenvolvimento de jogos Unity 3D (www.unity.com). O código-fonte está disponível no repositório online do projeto.

de movimentos  $m$  necessários para completar o quebra-cabeça, relativamente à solução ótima  $m_{opt}$ . A Figura 12a mostra o desempenho de cada participante do experimento em sua primeira tentativa, medido pelo número de movimentos necessários para completar o desafio.



(a) Bar plot.



(b) Scatter plot.

Figura 12 – Performance vs regularidade para a Torre de Hanoi.

Como pode ser visto, os resultados variam e são distribuídos ao longo de um intervalo de 31 (ótimo) até 339 movimentos - correspondendo a pontuações normalizadas  $\tilde{m} = 1$  e  $\tilde{m} = 0.09$ , respectivamente. Os sujeitos à esquerda foram capazes de resolver o desafio com mais eficiência do que os sujeitos à direita.

#### 6.2.2.1.1 Regularidade Total

É oportuno aqui observar especificamente os sujeitos 15 e 45. A respeito do número de movimentos, ambos pontuaram de forma semelhante e podem, portanto, ser considerados pertencentes à mesma faixa de desempenho. Se o resultado for tomado como um parâmetro para a avaliação das faculdades cognitivas, esta única métrica não distinguiria significativamente a avaliação de nenhum dos indivíduos. A observação particular é, no entanto, útil para destacar a informação adicional oferecida pela perspectiva de análise de sinal. A figura 12a mostra também

a entropia <sup>3</sup> dos sinais de exercício correspondentes às mesmas sessões de teste anteriores. Denota-se isso como *regularidade total* para destacar que a entropia é calculada sobre todo o traço de simulação. Como se pode observar no gráfico, embora totalizando o mesmo número de movimentos, os dois sujeitos tiveram desempenho diverso em relação à entropia geral do processo. Quando este último valor é tomado como um parâmetro para medir a aleatoriedade, indica que o sujeito 15 exibiu uma *regularidade* mais distinguível em seu comportamento em relação ao sujeito 45. Embora não seja confirmada apenas pelos dados, essa característica é consistente com o que seria esperado se o sujeito tivesse exercido uma atitude cognitiva geral mais estruturada em relação ao desafio. A entropia relativa entre os sinais pode ser apreciada no gráfico de dispersão da Figura 12b, que destaca que o desempenho e a regularidade podem surgir em diferentes combinações ao longo da escala, de valor baixo a alto.

Sobre isso, também é interessante observar o sinal de exercício do sujeito 24, que passou a exibir notavelmente o segundo pior desempenho (ver Figura 12a) entre todos os 66 participantes, com respeito ao semântica do problema (número de movimentos). Foram necessários 273 movimentos para completar o desafio, correspondendo a uma pontuação normalizada de  $\tilde{m} = 0,18$  em uma escala  $0 < \tilde{m} \leq 1$ . Surpreendentemente, à primeira vista, esse sujeito exerceu a dinâmica com entropia total quase ótima:  $S_3 = 0,07$  como mostrado na Figura 12a. O sinal exibe um alto nível de regularidade (predominantemente determinístico) durante toda a simulação. Inesperado, o resultado exigiu investigação extra rastreando-se o *log* de simulação. Constatou-se então que o sujeito seguia um procedimento determinístico subótimo alternativo, que repete um ciclo determinístico de ações, tal que alguns dos movimentos não contribuem para a progressão da resolução - e, por vezes, vão no seu sentido contrário. Embora por meio de uma estratégia inusitada e exigindo uma série de movimentos excepcionalmente superior até mesmo em relação a outros sujeitos que completaram o quebra-cabeça com disciplinas muito menos regulares, ainda assim o sujeito 24 foi capaz de completar a longa sequência de operações com consistência quase constante. Embora, do ponto de vista do desempenho, este sujeito possa ser considerado abaixo da média, do ponto de vista da capacidade de sustentar um procedimento complicado com precisão praticamente perfeita - e que eventualmente resolve o desafio - por um longo tempo, ele exibiu uma habilidade notavelmente distinta em relação aos outros participantes. Curiosamente, este sujeito não hesitou e não explorou outras possibilidades; ele apenas executou a tarefa metodicamente. O caso se presta como um exemplo de como a estrutura de análise da dinâmica do processo pode adicionar informações à avaliação do domínio do problema.

#### 6.2.2.1.2 Regularidade Instantânea

Embora a entropia geral do processo resuma a disciplina como mais ou menos regular, sua variação ao longo da dinâmica pode trazer descobertas adicionais. Uma ilustração é oferecida

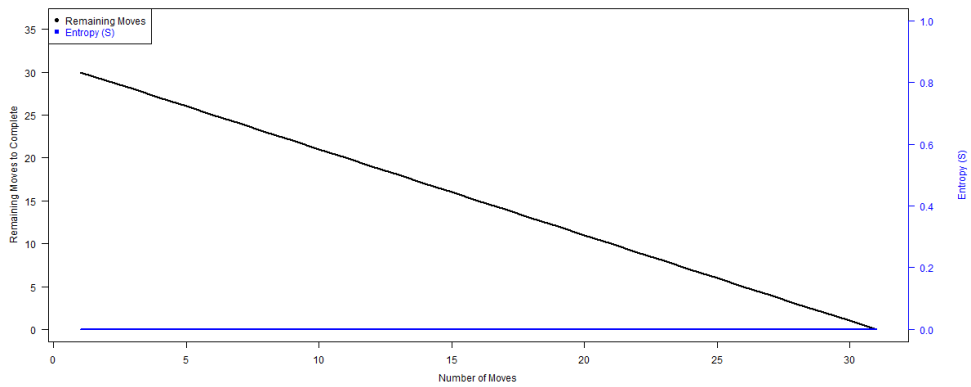
<sup>3</sup> Por conveniência, calcula-se  $S_\eta$ , onde  $\eta$  é o número de símbolos do alfabeto, tal que um processo completamente aleatório (símbolos uniformemente distribuídos) resulta em  $S_\eta = 1$ .

na Figura 13. Nos gráficos, o eixo das abcissas enumera a sequência de movimentos e o eixo das ordenadas quantifica a regularidade do processo ao longo da simulação, estimada pela entropia das ações recentes. Para tanto, em cada evento, construiu-se a matriz de probabilidades de transição correspondente à janela deslizante  $w(\tau, l)$  contendo as últimas  $l$  ações. A partir do modelo, calculou-se então a *regularidade instantânea*, numericamente igual a  $S(w, \tau)$ , do processo no instante  $\tau$ . O valor  $l$  determina o comprimento das sequências de eventos que considera-se representativo da sistemática em exame. Em um extremo, um único evento não pode representar um processo; nos outros extremos, uma janela contendo todos os eventos voltaria à regularidade total. Para este exemplo, selecionou-se  $l = 6$ .

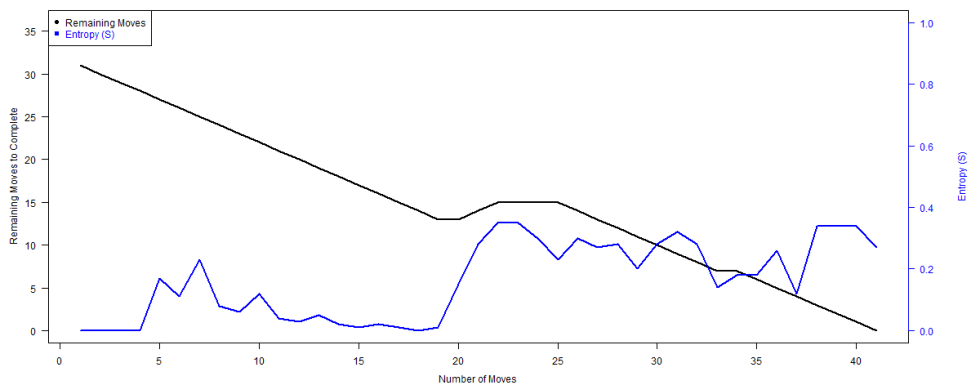
Para melhor ilustrar a discussão presente - e apenas como uma marcação extra, uma vez que nosso objetivo é abstrair a semântica específica do desafio - os gráficos mostram também o número de movimentos restantes para completar o desafio do estado atual se o algoritmo ideal for seguido a partir de então.

A solução ótima, representada na Figura 13a, corresponde a uma curva de inclinação negativa de  $45^\circ$  para o número de movimentos restantes e, como um processo determinístico, a entropia instantânea (calculada sobre a janela deslizante) permanece zero durante todos os movimentos  $m = 31$  necessários para resolver o desafio. A figura 13b mostra a mesma informação para outro sujeito. Como é perceptível, a entropia instantânea é consideravelmente alta durante todo o exercício. De forma consistente, a curva de movimento restante torna-se aproximadamente estacionária em intervalos grandes, o que significa que o sujeito não está fazendo um progresso substancial. Esta característica pode ser observada ao longo de todo o teste, até que o desafio seja finalmente resolvido após 41 movimentos, correspondendo a uma pontuação de contagem de movimentos de  $\bar{m} = 0.76$ ).

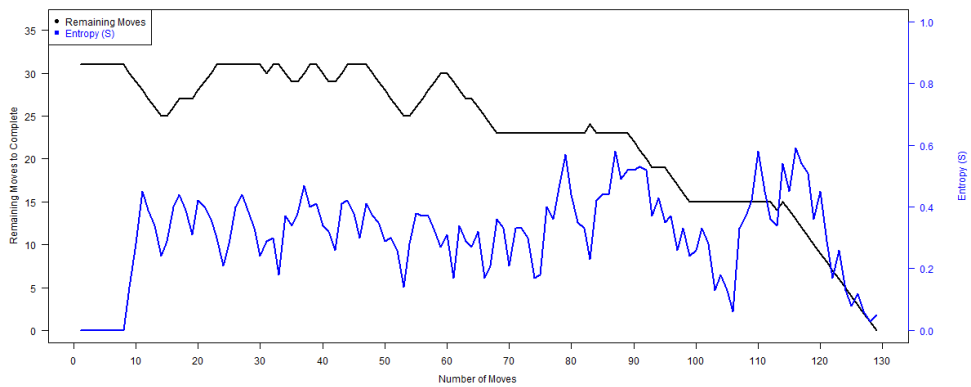
Contrastando-se esse resultado com a sistemática do sujeito da Figura 13c, no início, o processo tem uma entropia instantânea relativamente alta, refletindo um desvio da solução ótima determinística. Então, depois do movimento 116, a entropia diminui rapidamente e permanece baixa até o final da jogada. Partindo do pressuposto de que o sujeito está efetivamente engajado no objetivo de resolver o desafio, a sistemática menos regular do primeiro intervalo é consistente com a hipótese de que eles poderiam estar explorando as estratégias de solução. A curva de movimentos restantes aproximadamente estática corrobora que o sujeito não está fazendo um progresso substancial. No entanto, o declínio abrupto na entropia instantânea é sugestivo de que o sujeito aprendeu uma estratégia que ele passa a manter consistentemente - neste caso, o declínio linear relativamente estável na curva de movimentos restantes significa que a estratégia é eficaz. No entanto, mesmo desconsiderando a contagem de movimentos restantes - que é uma informação específica de um desafio - a generalidade da métrica de análise de sinal foi capaz de capturar a transição de um comportamento mais aleatório, possivelmente exploratório, para uma sistemática mais metódica, possivelmente devido ao desenvolvimento de um método, e é um indicativo da assimilação de uma estratégia, sob o referencial teórico da teoria da aprendizagem.



(a) Solução ótima.



(b) Solução subótima.



(c) Solução não ótima.

Figura 13 – Exemplos do sinal de entropia para a Torre de Hanoi

### 6.2.2.1.3 Regularidade Média

Para obter um índice quantitativo para esta medida, podemos calcular a *regularidade média*  $\bar{S}(l)$  sobre todos os valores da entropia instantânea ao longo da simulação, como

$$\bar{S}(l) = \frac{1}{l} \sum_{\tau=l}^L \hat{S}(\tau, l) \quad (6.1)$$

sendo  $l$  o tamanho da janela deslizante,  $\tau$  o índice de progressão discreta e  $L$  a duração do experimento. A Figura 14 mostra a entropia total e média calculada para todos os participantes do experimento.

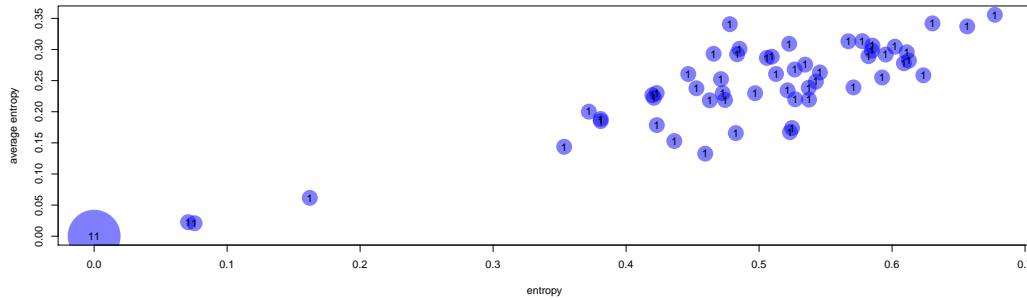


Figura 14 – Entropia total e média da simulação da Torre de Hanoi.

Como pode-se notar, embora haja uma correlação aparente entre a regularidade total e a média, suas proporções relativas podem variar. Podemos então calcular a razão de entropia total para média como

$$D(l) = \frac{S - \hat{S}(l)}{S} \quad (6.2)$$

Se for calculada esta razão para os sujeitos 56 e 61, cuja entropia total e média são  $S_{56} = 0.52$ ,  $\hat{S}_{56} = 0.17$ ,  $S_{61} = 0.52$  e  $\hat{S}_{61} = 0.31$ , poderia-se observar que o primeiro tem  $D_{56}(6) = 0.67$  e o último  $D_{61}(6) = 0.40$ . Observe-se que ambos os processos apresentam a mesma regularidade geral; o último, no entanto, exibe uma abordagem distintamente mais estruturada.

### 6.2.2.2 Método

Para o exemplo abordado, bem como para outros quebra-cabeças determinísticos deste tipo, há uma ligação clara entre a regularidade do processo e a solução do desafio, da qual se pode obter que, quanto mais aleatória é a sequência de eventos, mais distante está a dinâmica exercida da solução ideal. Uma ressalva é necessária, no entanto, pois isso não é o mesmo que dizer que um traço de baixa entropia é indicativo de sucesso no desafio de resolução de problemas. Digno de nota é que, no extremo, um jogo totalmente aleatório com  $S_3 = 1$  (Figura 11b) sem envolvimento sistemático do sujeito deve eventualmente resolver o quebra-cabeça, já que um processo aleatório teoricamente pode produzir todas as sequências possíveis de eventos - embora, para uma configuração da Torre de Hanoi de 5 discos, as chances são extremamente baixas. Da mesma forma, existem infinitas estratégias totalmente determinísticas que não resolvem o quebra-cabeça: a sequência  $X = (a, b, a, b, \dots)$  é um algoritmo com  $S_3 = 0$  que dura para sempre sem qualquer progresso. O que a entropia do processo transmite não é a proximidade da solução ótima, mas um índice de regularidade relativa da atitude do sujeito. Além disso, a solução ótima



para uma dinâmica não determinística não implica em um processo determinístico, para a qual uma menor entropia não significa um desempenho superior.

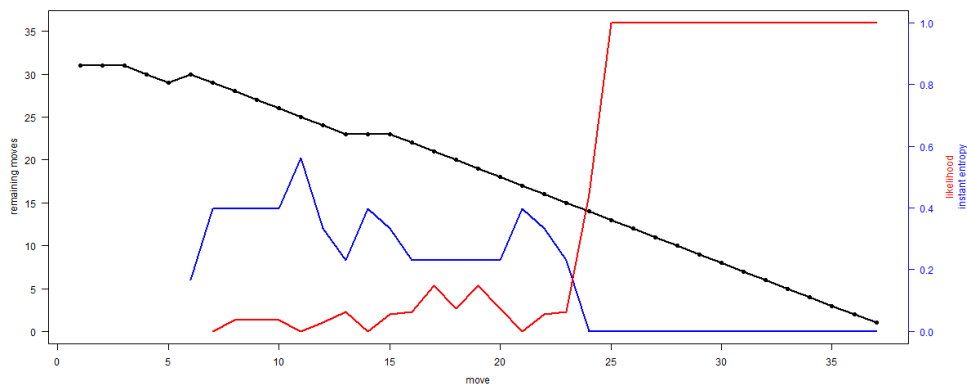
Uma forma alternativa de visualizar a mudança na disciplina efetuada pelos sujeitos é por meio da representação gráfica ilustrada na Figura 15. No gráfico, as abscissas enumeram a sequência de movimentos e as ordenadas denotam a verossimilhança de que o próximo movimento seja o resultado do método que o sujeito vinha aplicando recentemente. A verossimilhança instantânea  $\tilde{\mathcal{L}}(w)$  foi obtida pelo cálculo das matrizes de transição de probabilidade correspondentes a uma janela deslizante  $w(\tau - k, l)$  de comprimento  $l_1$  começando a partir de  $k$  movimentos atrás e calculando a verossimilhança de que a próxima sequência de comprimento  $m$ ,  $w(\tau, m)$ , possa ser explicada pelo referido processo. Observe-se, por exemplo, o exercício do sujeito 32, Figura 15a, usando uma janela de tamanho  $l = m = 6, k = 1$ .

Como mostra o gráfico, no início do exercício, a verossimilhança instantânea de que as próximas ações sejam explicadas pela disciplina empregada até o momento atual é relativamente baixa. Então, aproximadamente em torno do evento número 25, a verossimilhança instantânea aumenta rapidamente e permanece assim até o final da simulação. Intuitivamente, um baixo  $\tilde{\mathcal{L}}(\tau, l)$  em um instante  $\tau$  significa que, se o sujeito estivesse seguindo algum método hipotético recentemente, então é improvável que este método tenha sido exercido neste instante. Ao inspecionar a curva de movimentos necessários para completar, confirmamos que o resultado é consistente com a possibilidade de que o sujeito tenha se envolvido em um exercício exploratório antes de assimilar uma estratégia eficaz em algum ponto, e continuou a empregá-la a partir de então. Este resultado pode ser contrastado com o resultado do sujeito 33 mostrado na Figura 15b, que exhibe vários períodos distintos nos quais um método hipotético pode ser responsável pela disciplina exercida.

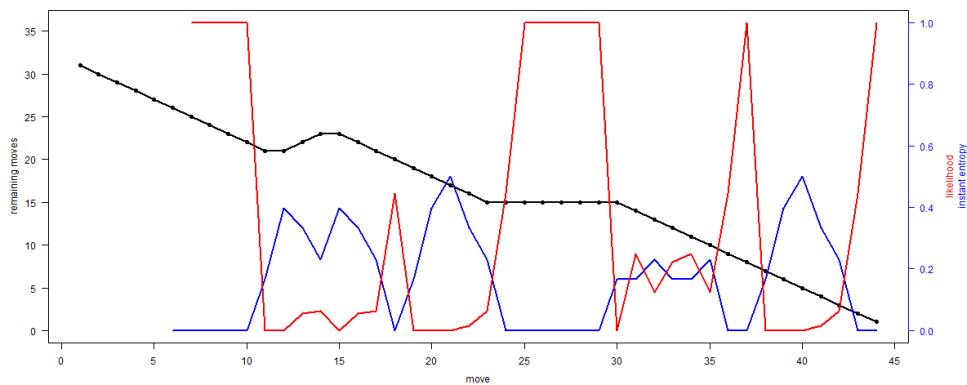
Assim como para a medição de entropia, a verossimilhança instantânea pode ser calculada ao longo de toda a execução do experimento. Compare, por exemplo, a Figura 15b e a Figura 15c. Com relação ao número de movimentos, o sujeito 33 completou o desafio em um número de movimentos consideravelmente menor do que o sujeito 24, garantindo ao primeiro um nível de desempenho superior. No entanto, a verossimilhança média  $\tilde{\mathcal{L}}(l = 6)$  de ambas as dinâmicas são 0.37 e 0.92, respectivamente, indicando que o último sujeito realizou o exercício por meio de uma disciplina mais metódica. A inspeção da curva de movimentos necessários para completar corrobora esta informação, demonstrando mais uma vez como a análise fundamentada na teoria da informação é capaz de expor esta informação independente do conhecimento da semântica da simulação.

### 6.2.2.3 Estrutura

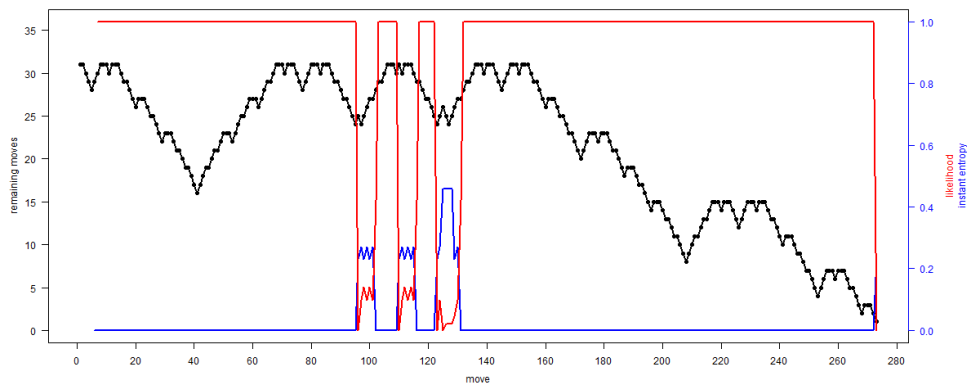
As imagens na Figura 16 são gráficos de mapas de calor que representam como cada janela de movimentos realizados por um determinado sujeito se compara, em termos de método, a toda outra janela durante a simulação do quebra-cabeça. Em cada eixo são representadas as



(a) Sujeito 32.



(b) Sujeito 33.



(c) Sujeito 24.

Figura 15 – Verossimilhança do próximo movimento ser gerado pelo modelo presente.

janelas, em sequência; a cor, quanto mais clara, indica maior verossimilhança na relação entre o par de janelas.

Na matriz, cada posição  $ij$  é uma medida normalizada em  $[0, 1]$  de similaridade entre o processo nos instantes  $i$  e  $j$  - pontos escuros significam baixa similaridade; pontos claros significam alta similaridade. Este exemplo foi baseado em duas janelas deslizantes de eventos, de comprimentos iguais a 6, e utilizando a verossimilhança como uma medida de similaridade.

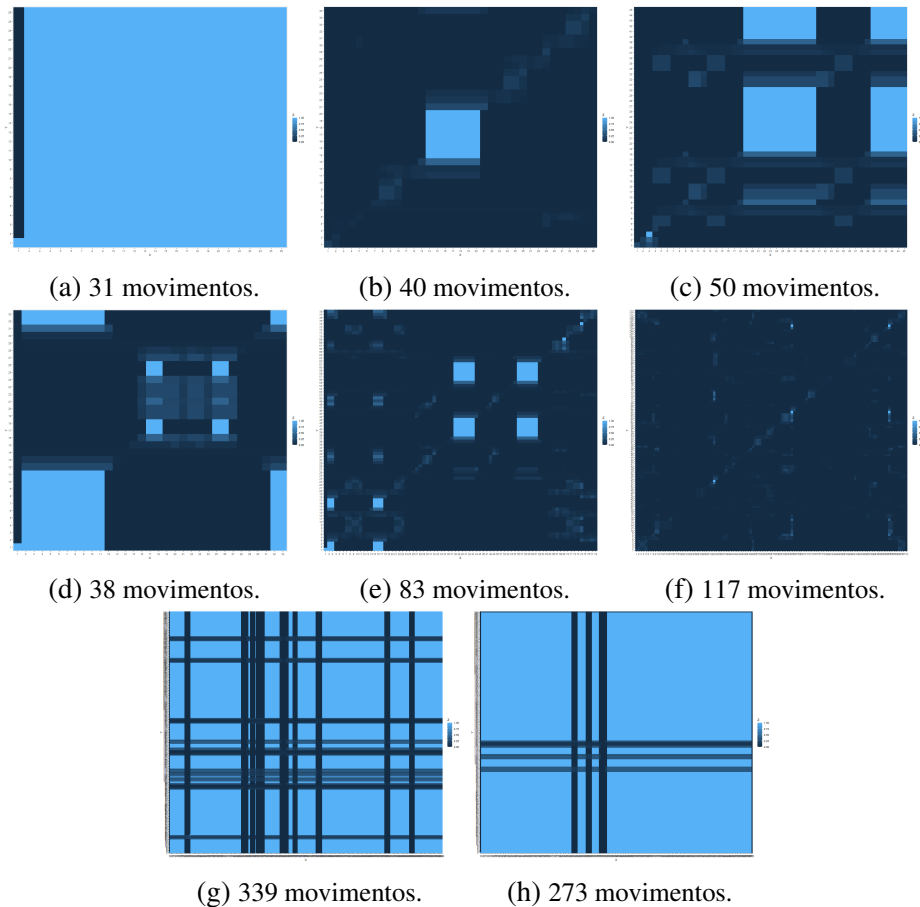


Figura 16 – Mapa de calor de metodicidade para a Torre de Hanoi.

O mapa de calor de verossimilhança do sujeito (a) corresponde ao jogo ótimo totalmente determinístico e claramente se contrasta à estrutura geral efetuada pelo sujeito (b), que exibe um breve intervalo de consistência no decorrer da simulação. O sujeito (c) jogou de forma semelhante, mas reproduziu a sistemática consistente posteriormente ao longo do processo - se esses comportamentos repetidos se traduzem em estratégias eficazes ou falhas recorrentes, isso não pode ser inferido sem levar em conta a semântica do problema. O sujeito (d) executou períodos consistentes de disciplina no início e no final da simulação, com alguns períodos muito curtos de sistemática diferente, mas também consistentes, aproximadamente na segunda metade do exercício. O sujeito (e) teve um comportamento semelhante, mas mesmo assim é possível observar que seu exercício apresenta menos estrutura. Dos casos ilustrados, o sujeito (f) realizou o exercício menos estruturado. O sujeito (g) exibiu períodos de sistemática notavelmente consistente intercalados com desvios abruptos, não muito diferente do sujeito (h). Este último é o resultado do sujeito atípico que completou com sucesso o desafio com um método surpreendentemente longo - os desvios observados correspondem a três pequenos erros que cometeu na aplicação de sua sistemática.

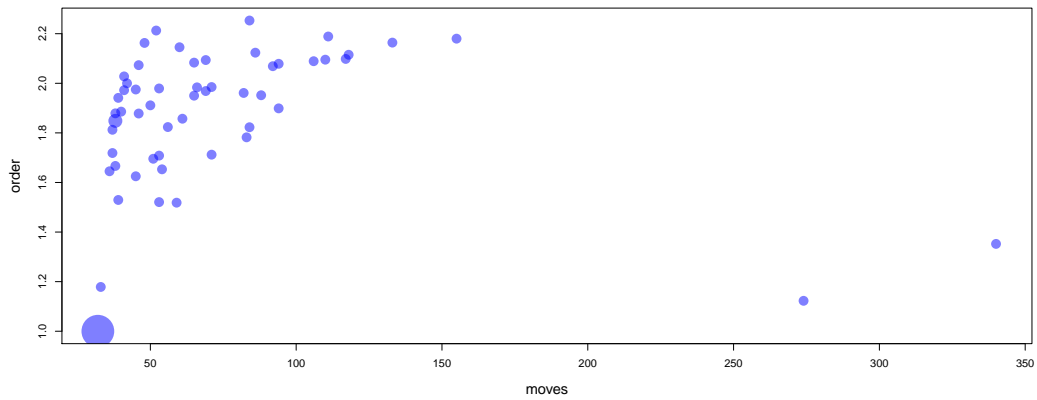
#### 6.2.2.4 Rotina

Conforme tratado na presente abordagem, a disciplina do exercício poderia, por exemplo, ser representada por um processo markoviano com probabilidades de transição idênticas para todos os eventos. Se o sujeito, entretanto, se engaja com a tarefa por meio de uma disciplina mais metódica na qual as ações subseqüentes são conseqüentes a mais de uma ação anterior, então é possível que um modelo de ordem superior se preste mais adequado para descrever o processo. Para explorar essa hipótese, utilizou-se um critério parcimonioso para buscar o modelo markoviano estendido de menor ordem que melhor represente a disciplina do sujeito.

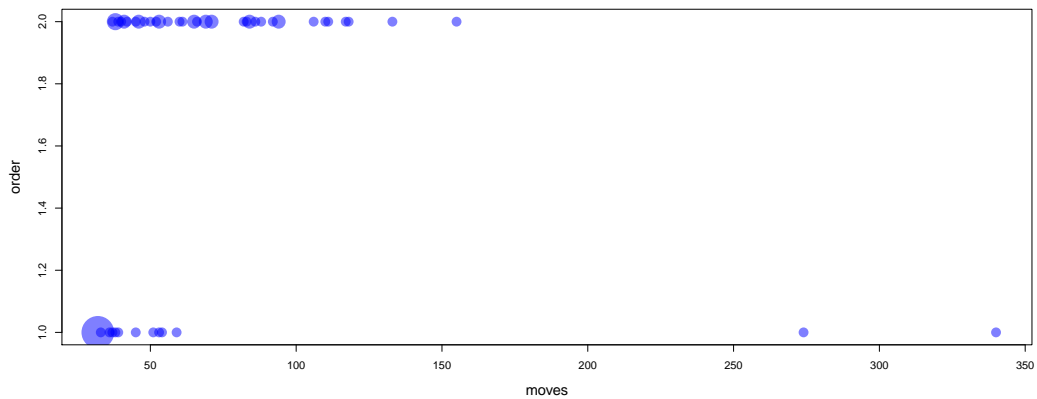
Para tanto, tomou-se uma janela deslizante de comprimento  $l$  e, para cada passo de deslocamento ao longo do eixo dos eventos, calculou-se a verossimilhança de que o modelo markoviano estendido derivado da seqüência possa representar o processo que gerou a própria seqüência. O referido modelo foi calculado comparando-se o resultado de diversas ordens e considerando que, se  $M_{o+k}$  não é mais verossímil de ter gerado  $\mathcal{X}$  do que  $M_o$  é, então um modelo de ordem superior não é melhor para descrever a disciplina do sujeito do que um de ordem inferior. Começando com  $o = 1$ , iterou-se o procedimento para cada sujeito, incrementando  $o$  até que o valor calculado para a verossimilhança seja máximo - no limite, conforme a ordem aumenta,  $\max(\mathcal{L}) = 1$ . Em seguida, compararam-se as medidas de verossimilhança nas ordens selecionadas de cada janela, e calcularam-se a média e moda dos valores, sendo a moda utilizada como o índice da ordem dominante do modelo no exercício. O resultado está ilustrado na Figura 17.

A ordem ótima do modelo é utilizada como uma medida relativa da presença de *rotinas* na disciplina. Como é possível perceber, essa característica varia entre os sujeitos; para este experimento, em uma faixa de 1 a 2. Note-se, porém, que a observação da média das ordens das janelas indica que ordens superiores a estas também ocorreram, ao longo de um número considerável de exercícios. A implicação de um processo ter uma ordem superior à de outro processo é que o primeiro é o resultado da reiteração de padrões maiores, o que significa que o sujeito faz escolhas com base em uma seqüência mais longa de etapas. No que diz respeito aos fatores causais, isso pode surgir como uma evidência sugestiva de que a disciplina possui características de rituais mais longos, em relação a sujeitos cujo comportamento é igualmente bem modelado em uma ordem inferior.

Como uma dinâmica determinística, a Torre de Hanoi preconiza a efetivação de uma disciplina de primeira ordem de forma que estratégias sensatas tendam a convergir para essa configuração, como se pode observar no gráfico. O segundo exemplo, discutido adiante na Seção 6.3, deve ser mais ilustrativo das informações oferecidas pela avaliação da ordem do modelo.



(a) Ordem média exercida pelo sujeito.

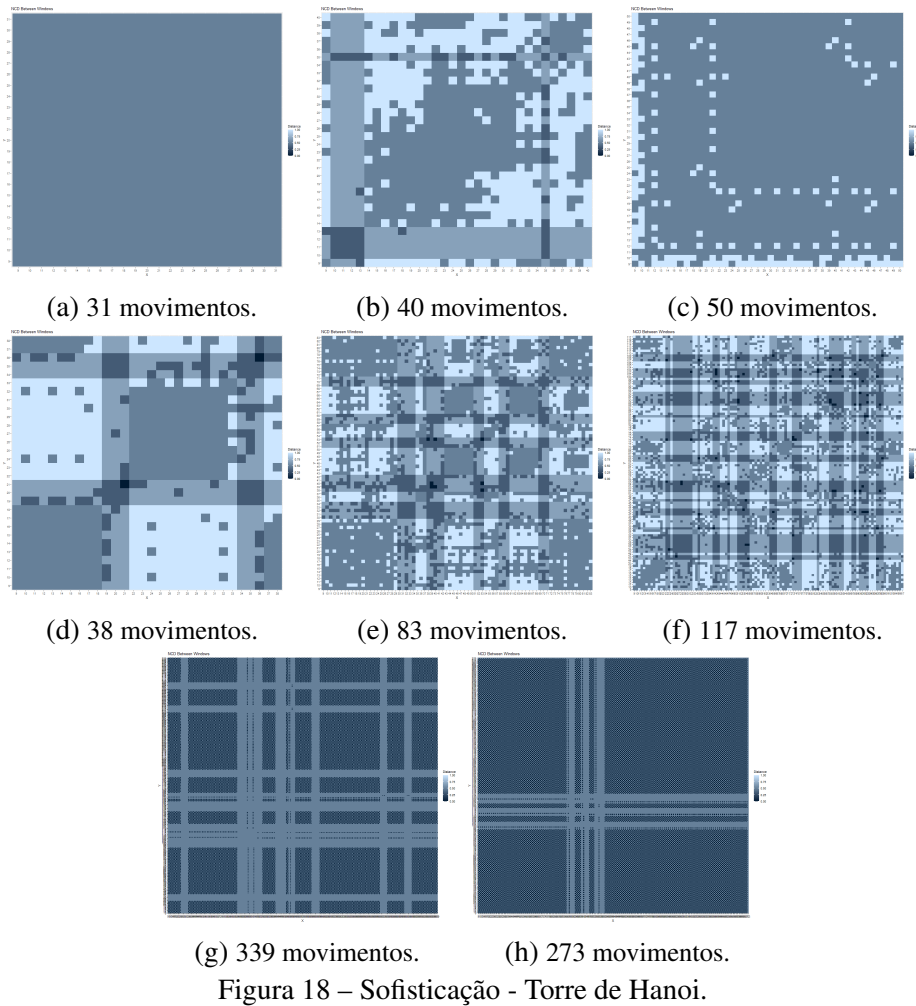


(b) Ordem dominante - moda - exercida pelo sujeito.

Figura 17 – Ordem do modelo.

### 6.2.2.5 Sofisticação

O comportamento de rotina pode variar ao longo do andamento da simulação. Pode-se manifestar de maneira mais estável durante todo o exercício, ou pode variar com marcante contraste em diferentes pontos, ambos os casos produzindo médias semelhantes. Uma maneira de calcular uma indicação aproximada de quanto isso varia no decorrer da simulação é analisando a complexidade da informação do processo. A Figura 18 mostra o mapa de calor, calculado para cada traço de simulação, medindo a distância de compressão normalizada entre cada sinal e ele mesmo - como na Eq. 4.7. Uma distância maior indica que a sequência tem uma maior complexidade de Kolmogorov e, conseqüentemente, que as combinações de padrões presentes no sinal são mais intrincadas e mais difíceis de serem descritas. A NCD, portanto, pode ser interpretada como uma estimativa da sofisticação da sistemática subjacente ao exercício do sujeito enquanto opera sobre a simulação, e pode ser apreciada em relação às outras amostras no conjunto experimental.



## 6.3 Movimento em Grade

Para ilustrar a generalidade dos parâmetros da disciplina, um segundo experimento foi realizado e seu resultado foi analisado de acordo com as medidas anteriormente definidas.

### 6.3.1 Configuração Experimental

O segundo experimento considera o cenário oposto ao mencionado quebra-cabeça matemático. Aqui, exploramos uma dinâmica não determinística (mudanças de estado devido às entradas do sujeito não são claramente definidas), aberto (entradas exógenas que não sejam do sujeito), implícito (o sujeito não está totalmente ciente dos princípios que regem a dinâmica do sistema), síncrono (progressão afetada por passagem do tempo) dinâmica. Esse arranjo torna possível analisar a reação do sujeito a estímulos extrínsecos, sua capacidade de discriminar mudanças no ambiente e aprender as regras implícitas.

A configuração experimental é baseada em uma simulação em grade, implementada como um jogo de tabuleiro, conforme ilustrado na Figura 19. A imagem mostra uma grade

na qual o avatar do sujeito <sup>4</sup>, representado pelo quadrado escuro, pode mover-se nas quatro direções ao longo das orientações vertical e horizontal, restringidas pelas bordas externas. A regra do jogo é tal que o sujeito marca pontos cada vez que seu avatar passa por um ponto de recompensa, indicado na figura pelo quadrado marcado como "bounty", que então é consumido. Periodicamente, há uma chance de uma nova recompensa ser posicionada, sem nenhum indicativo visual ou sonoro, em uma posição aleatória não ocupada por outro objeto. Um contador tem seu valor inicializado com valor positivo é decrementado a cada segundo.

Enquanto o contador estiver marcando valor positivo, cada recompensa incrementa a pontuação em 2; enquanto o contador estiver negativo, o incremento é de apenas 1 ponto. O tempo pode ser incrementado se o jogador puder encontrar o relógio que está escondido na grade, na posição do *boost* o qual é instanciado somente caso ele se mova sobre o quadrado no extremo superior direito, *switch*, ao que um som semelhante ao movimento do fechar de uma porta ou alavanca é emitido. O objeto relógio segue as mesmas regras de visibilidade das recompensas e confere ao jogador mais 12s a seu tempo. Durante a simulação, em instantes e durações definidas, a coloração da tela é alternada para outra matiz; durante esses períodos, há uma única mudança de regra: o objeto do relógio, *boost*, passa a retirar tempo, em vez de acrescentar. O jogador não é informado sobre essas regras, mas é esperado que a recompensa - ou subtração - em pontos o estimule a explorar o mapa para que, eventualmente, ele consiga relacionar o som da alavanca com o aparecimento do relógio e a matiz da tela com o efeito consequente de capturar o relógio.

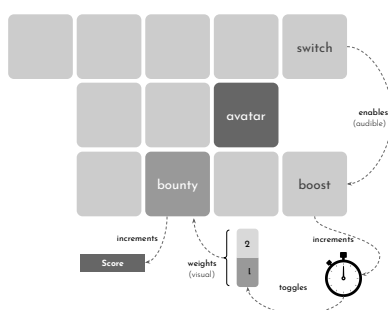


Figura 19 – Tabuleiro em grade.

O jogo imita a ideia da câmara operante de Skinner (SKINNER, 1953) na medida em que o sujeito desconhece as regras; pontos especiais são permanentemente invisíveis e tudo o que é mostrado é a estrutura, a posição do avatar e a pontuação atual. Espera-se que o sujeito possa inferir as regras da simulação por meio do aprendizado reforçado, por tentativa e erro, pela exploração do jogo. Recordando a estrutura proposta, o bioassinal comportamental neste caso compreende uma sequência de eventos do protocolo de quatro símbolos  $A = \{l, r, u, d\}$  denotando os movimentos em qualquer uma das quatro direções permitidas. A simulação foi implementada utilizando os mesmos recursos mencionados na Subseção 6.2.1 e os traços de 11 participantes compuseram a amostra.

<sup>4</sup> No jargão de jogos digitais, *avatar* se refere a uma representação do jogador no contexto do jogo.

### 6.3.2 Resultados

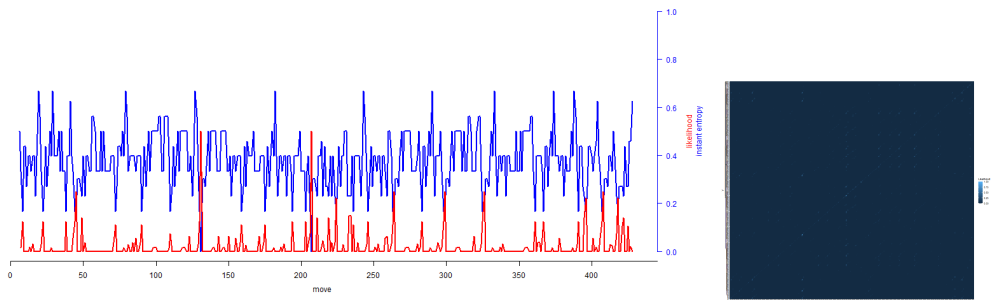
O caminho do sujeito pela grade pode ser visto como um processo estocástico de passeio aleatório modificado no qual a probabilidade do próximo movimento é condicionada pelos movimentos anteriores. Um percurso completamente aleatório pode ser representado por um processo markoviano com probabilidades de transição idênticas para todos os eventos. Se o sujeito, entretanto, realiza uma disciplina mais metódica ao caminhar, uma diminuição da entropia da matriz de transição deve refletir essa característica. A Figura 20 mostra os sinais (à esquerda) de regularidade (em azul) e metodicidade (em vermelho) instantâneas, bem como o mapa de estrutura para alguns sujeitos selecionados do resultado experimental da caminhada na grade, em que a amplitude corresponde à entropia de uma janela deslizante de comprimento  $l = 6$ .

Conforme pode ser visto no gráfico da Figura 20a, o sujeito 1 desenvolveu o exercício com regularidade média e metodicidade oscilando conforme padrões que não se alteram marcadamente ao longo da simulação. Os índices de regularidade média e metodicidade para esse sujeito são 0.38 e 0.022, respectivamente. Esse comportamento é similar àquele exibido pelo sujeito 2, que apresenta uma disciplina ligeiramente mais errática. Por exemplo, o trecho entre os movimentos de número 200 a 360 apresenta metodicidade próxima de zero, o que significa que naquele trecho da simulação o sujeito não reproduziu padrões de movimentos consistentes. Seus índices de regularidade média e metodicidade são similares, medindo 0.38 e 0.019, respectivamente. Já o sujeito 9 apresenta um pequeno trecho de alta consistência logo após o movimento 450, o qual pode ser também visualizado na forma de uma pequena região mais clara no mapa de estrutura à direita do gráfico. Outro comportamento peculiar repete-se entre os eventos 250 a 320, e novamente a partir do movimento 420. O que se observa nesses períodos é uma elevação da metodicidade, em média, com uma oscilação periódica que, nesse caso, é um artefato produzido pela escolha do tamanho da janela de observação, em relação ao comprimento das sequências que se reproduzem nessa fase da simulação.

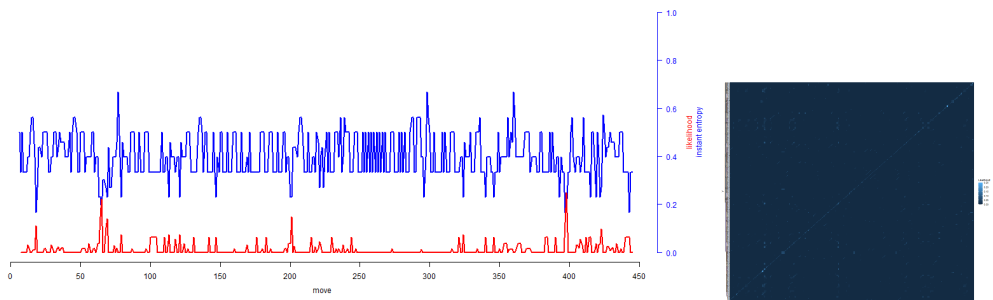
A metodicidade média de todos os participantes é mostrada no gráfico da Figura 21. Ao contrário da simulação da Torre de Hanoi, que é um quebra-cabeça determinístico, o jogo de grade engloba mudanças de estado aleatórias, às quais o sujeito deve reagir. Há mais espaço para escolhas e, portanto, pode-se argumentar que as diferenças relativas na metodicidade efetuada são mais representativas das diferenças nas disciplinas características do sujeito.

Os sujeitos 4 e 5 foram os que, nesse experimento, apresentaram maior disparidade. Este último desenvolveu um exercício mais metódico que todos demais (Figura 20d e Figura 21). Essa característica reflete-se também em seu mapa de estrutura, embora sua visualização seja em função da escala (trata-se de uma matriz de ordem maior que  $500 \times 500$ ). Ainda assim, é possível observar as regiões mais claras denotando períodos em que um mesmo modelo de estratégia é plausível para explicar a sistemática efetuada.

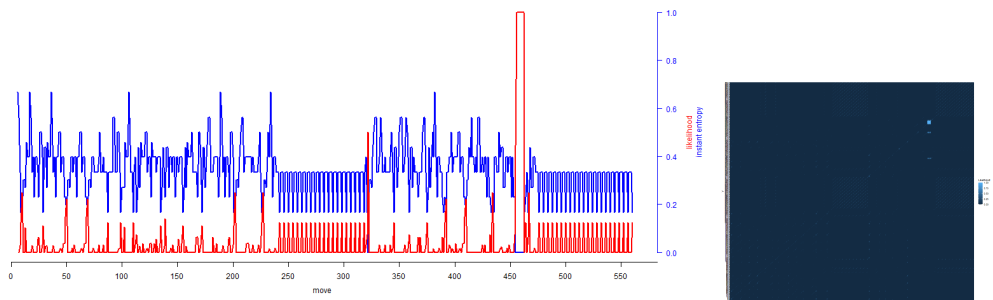




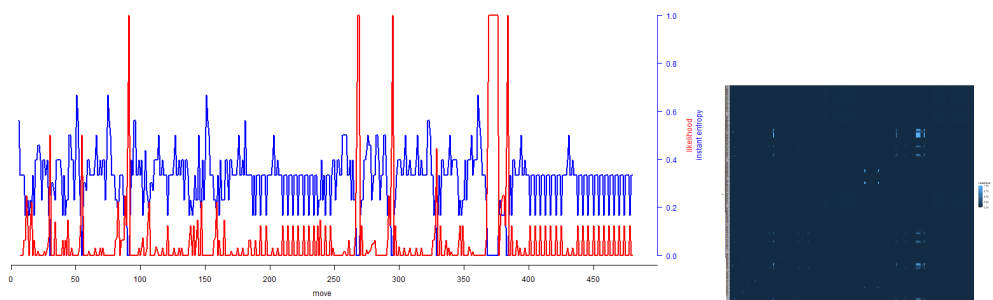
(a) Sujeito 1.



(b) Sujeito 4.



(c) Sujeito 9.



(d) Sujeito 5.

Figura 20 – Regularidade e metodicidade para a simulação da caminhada em grade.

Os valores para os parâmetros de regularidade de metodicidade e estrutura, calculados na análise em desenvolvimento, são referentes a modelos de primeira ordem. Conforme discutido na Seção 4.1, é possível que o processo gerador dos dados corresponda a uma ordem superior em que cada evento dependa de uma sequência mais ou menos longa de passos anteriores. É possível

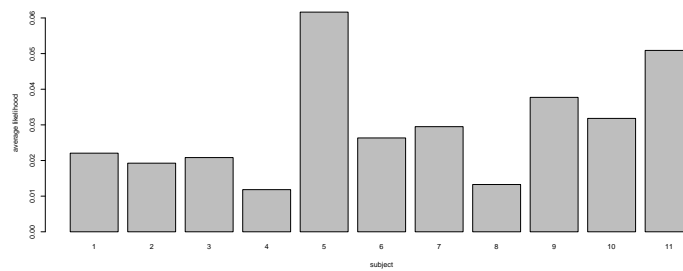


Figura 21 – Metodicidade média para a simulação da caminhada em grade.

ainda que essa ordem varie ao longo da simulação, resultando em processos mais difíceis de serem descritos. Essa característica, complexidade, corresponde ao parâmetro de sofisticação da disciplina, visualmente representada na Figura 22, que também realça os detalhes pouco visíveis do mapa de estrutura.

Na sequência de imagens, cada mapa é uma matriz em que a variação de claro-escuro é proporcional à similaridade entre as janelas de eventos  $i$  and  $j$ , de comprimento  $l = 9$ , medidas pela distancia de compressão normalizada (NCD). Trata-se portanto de um mapa de complexidade da operação realizada. As regiões mais escuras representam os períodos em que o sujeito está, deliberada ou inconscientemente, reproduzindo comportamentos com propriedades estatísticas correlacionadas. Quando essa correlação é forte, há evidências consistentes com a hipótese de que o sujeito apreendeu uma estratégia (efetiva ou não) que é capaz de lembrar e aplicar. Interessante notar que, para os sujeitos 5 e 9, cada um apresenta uma estratégia discernível por volta dos mesmos períodos de exercício; esta observação era esperada para os sujeitos que fossem capazes de assimilar as regras da simulação durante seu curso. Além disso, não é surpresa que as regiões escuras nessas duas imagens correspondam aproximadamente a períodos em que as regras do jogo são idênticas - e a região clara entre elas corresponde a um período em que a regra é distinta, conforme descrito na Subseção 6.3.1.

Os índices de rotina referentes aos mapas da Figura 22 são mostrados na Figura 23. A ordem dominantes das estratégias dos diversos exercícios é 2, e varia ao longo da simulação desde 1 até 5, diferentemente para cada sujeito. O desvio padrão, representado no gráfico, informa que alguns sujeitos variam mais ordem de operação que outros.

Os índices de estrutura e de rotina para todos os sujeitos são representados nos gráficos da Figura 23. Todos os sujeitos apresentaram ordem dominante igual a 2, embora a ordem média tenha oscilado entre 2.1 e 2.7.

## 6.4 Capacidade Discriminatória

Tendo formulado os parâmetros de disciplina descritos, projetou-se um conjunto de experimentos para avaliar quantitativamente a consistência e a força da discriminação que esses

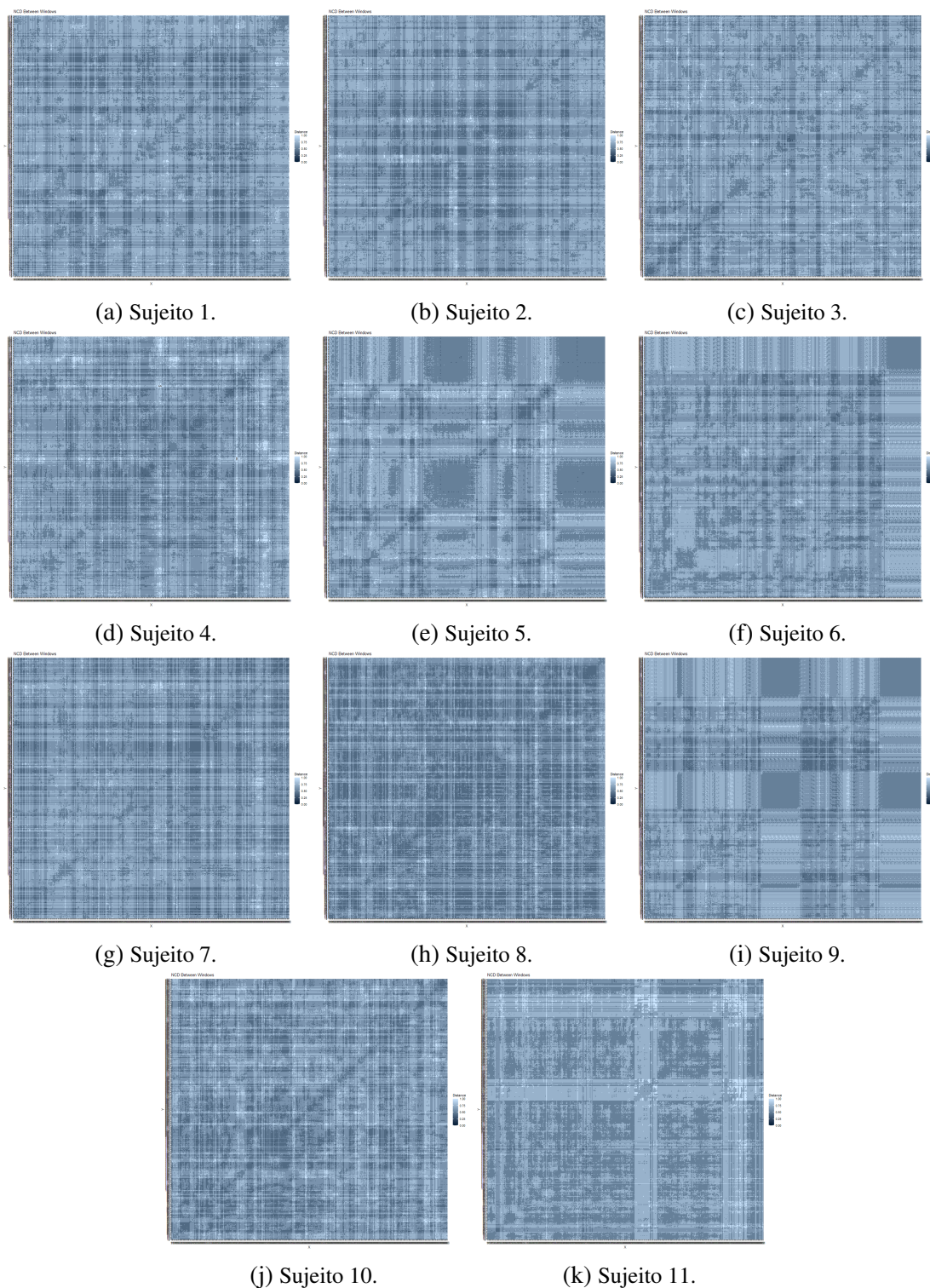


Figura 22 – Sofisticação - simulação de caminhada em grade.

parâmetros produzem quando usados para comparar traços de eventos emitidos por diferentes usuários e em diferentes sistemas de simulação. Como acontece com os testes de avaliação em geral, espera-se que os resultados permitam um discernimento significativo entre grupos de similaridade. Além disso, com relação à busca por um método semântico-agnóstico, espera-se também que esses grupos de similaridade permaneçam razoavelmente consistentes em testes

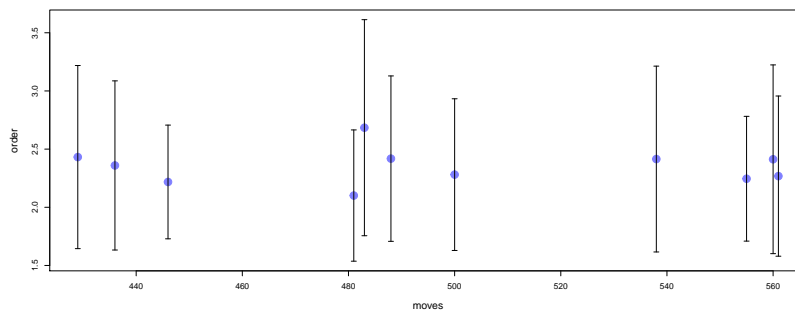


Figura 23 – Ordem média - com desvio padrão - exercida pelo sujeito.

equivalentes construídos sobre diferentes metáforas e sistemas de regras.

### 6.4.1 Configuração Experimental

A fim de estabelecer um terreno para comparação, foi projetado um cenário experimental compreendendo duas dinâmicas com semânticas distintas: um jogo de tabuleiro em tempo real, e um jogo de estratégia-e-chance. Para minimizar fatores de confusão de usabilidade, ambos foram implementados como jogos online utilizando uma interface baseada em texto ASCII, controlados pelas setas de um teclado comum de PC.

A primeira simulação foi uma implementação estilizada inspirada no clássico jogo de arcade dos anos 80, Snake. A configuração consiste em uma rede retangular de dimensões fixas, onde uma cadeia de nós contíguos destacados na rede forma uma cadeia poligonal. Na metáfora do jogo, a cadeia representa uma cobra que deve ser dirigida pelo jogador em direção a algumas migalhas de comida posicionadas em pontos de recompensa aleatórios ao longo do tabuleiro. A cobra está sempre em movimento, de modo que a cada tempo discreto um bloco é transferido do final de sua cauda para sua cabeça, ao mesmo tempo em que um contador inteiro inicializado positivamente é decrementado; quando o contador chega a zero, o jogo termina. A maneira de evitar isso é mirar nas recompensas, que quando coletadas, são consumidas para aparecer em outro lugar, enquanto o contador é incrementado e a cobra é estendida em comprimento com um bloco adicionado à sua cauda. O desafio reside em guiar a cobra sempre em movimento e sempre crescente pelo tabuleiro, sujeita às restrições pelas quais a cabeça não pode tocar nem as bordas da rede nem o próprio corpo da cobra. A pontuação do jogo é dada pelo número de recompensas coletadas.

A segunda dinâmica simula o jogo tradicional de pedra-papel-tesoura, no qual dois competidores escolhem secretamente um elemento de um conjunto finito de ordem cíclica de três itens. Na metáfora, a pedra quebra a tesoura, a tesoura corta o papel e o papel envolve a pedra, definindo o vencedor da partida entre cada permutação de dois itens. Na implementação particular, o sujeito joga contra um algoritmo computacional um determinado número de vezes e a pontuação final é a proporção de partidas ganhas. São duas simulações independentes com

características muito distintas no que diz respeito não só à semântica abstrata e ao protocolo de interação, mas também à sua própria dinâmica, visto que a primeira - jogo da cobra, aqui referido como simulação  $G_A$  - é um jogo de estratégia em tempo real, enquanto o último - pedra-papel-tesoura (RPS), aqui referido como simulação  $G_B$  - é um jogo de jogo de sucessão de turnos.

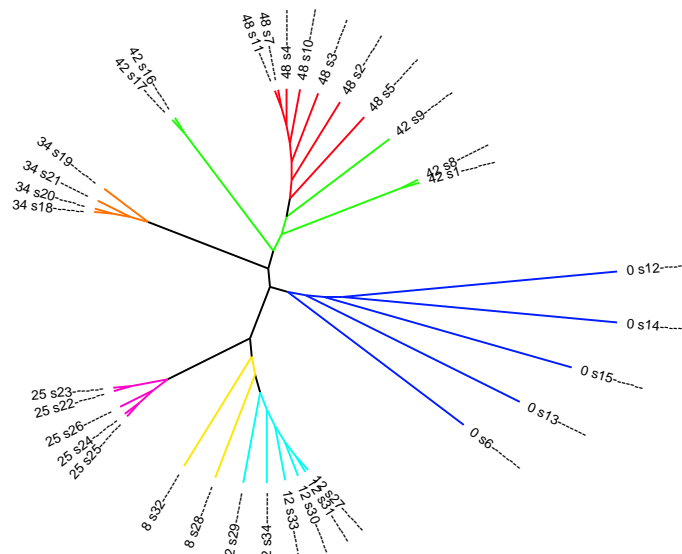
Recorrendo à formulação assumida, o protocolo de simulação  $G_A$  compreende o conjunto de símbolos (possíveis eventos)  $A = \{l, r, u, d, n\}$  correspondentes aos comandos para direcionar o avatar para cada um dos quatro direções ortogonais, mais a ação de não alterá-lo. O protocolo de simulação  $G_B$ , da mesma forma, compreende o conjunto  $B = \{r, p, s\}$ , correspondente à escolha de um elemento do conjunto ordenado ciclicamente. Quando aplicável, o modelo estocástico derivado do resultado de ambos os experimentos foi analisado em relação à hipótese nula correspondente ao processo totalmente aleatório (distribuição uniforme).

As subseções a seguir analisam os traços de simulação descrevendo os exercícios de 34 voluntários que jogaram ambos os jogos, comparando os modelos com relação aos parâmetros de disciplina descritos no Capítulo 5. Para o exercício  $G_A$ , os sujeitos realizaram 20 sessões consecutivas de simulação; a primeira metade foi descartada como treinamento. O tabuleiro consistia em uma estrutura de  $80 \times 25$  sobre a qual a cobra se movia a uma taxa fixa de 2 passos por segundo. Para o exercício  $G_B$ , cada sujeito realizou uma única sessão consistindo em 50 turnos consecutivos. As partidas foram jogadas contra um algoritmo, não divulgado aos participantes, que implementa uma regra simples: com 80% de probabilidade, a saída é a última escolha do sujeito; caso contrário, é o sucessor do último item escolhido pelo algoritmo - esta regra não prescrita pode ser inferida pelo sujeito a partir da observação.

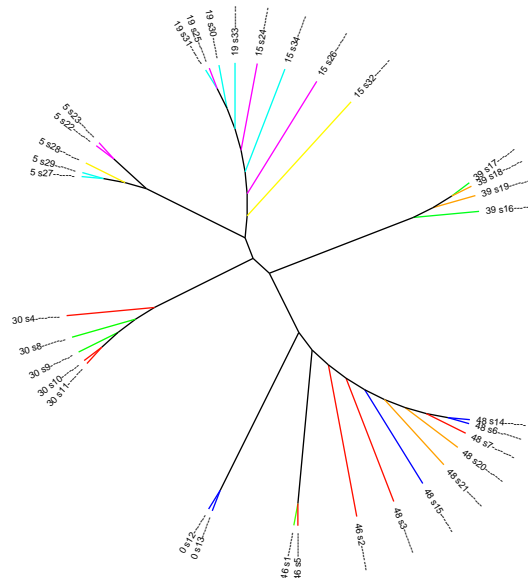
Os conjuntos de dados, então, foram analisados utilizando o método DAMICORE (SANCHEZ; CARDOSO; DELBEM, 2011), que produz um agrupamento hierárquico. A estratégia de aprendizado de máquina não supervisionado consiste nas seguintes etapas. Primeiro, uma matriz de distância para cada conjunto de dados é calculada utilizando a distância de compressão normalizada da Eq. 4.7, tendo o compressor PPM como uma medida de similaridade — o algoritmo PPM deriva internamente modelos de probabilidade de transição adaptativos que integram, de forma implícita, todas as propriedades estocásticas endereçadas pelos parâmetros de descrição de disciplina. Em seguida, uma árvore filogenética parcimoniosa é produzida com o auxílio do algoritmo Neighbour Joining (FELSENSTEIN; FELENSTEIN, 2004). A filogenia resultante é então comparada mediante dois métodos. Um deles, da formulação original do DAMICORE, utiliza o algoritmo Fast Newmam (FN) para detecção de comunidades — FN é um algoritmo guloso baseado em medida de modularidade em grafos, o qual agrupa os nós folhas significativamente mais conectados entre si do que com os demais nós da árvore. O outro divide a árvore em três partições, agrupando em cada cluster os nós-folha que estão mais próximos uns dos outros do que das folhas do outro grupo. O algoritmo toma os dois nós topologicamente mais distantes e aglutina ao redor deles os outros nós de acordo com o critério acima mencionado;

folhas equidistantes de ambos os extremos são agrupadas em um terceiro cluster.

Os filogramas resultantes são mostrados na Figura 24. Nas árvores, os traços de simulação aparecem como folhas, enquanto os nós internos representam graus de semelhança entre as subárvores. Os nós internos de altura 1 identificam o nível mais baixo de similaridade; os nós internos de altura 2 são superaglomerados de semelhanças que contêm esses aglomerados anteriores e assim por diante. A árvore do exercício  $G_A$  foi colorida por clusters e a do  $G_B$  foi colorida mantendo as cores de cada elemento de  $G_A$ . Os nós folha são nomeados pelo par de identificadores cluster-sujeito.



(a) Experimento  $G_A$



(b) Experimento  $G_B$

Figura 24 – Filogenia dos experimentos A e B.



### 6.4.2 Consistência

Referente ao raciocínio sobre os métodos semântico-agnósticos, é interessante verificar em que medida os parâmetros de disciplina associados a um sujeito se manifestam de forma consistente entre simulações distintas. Isso pode ser abordado mensurando a probabilidade de que dois sujeitos que exibiram sistemática com grau de similaridade para uma dinâmica também venham a ser considerados semelhantes em uma dinâmica diferente.

Por inspeção na Figura 24, pode-se observar que ambos agrupamento hierárquicos apresentam topologias semelhantes, ou seja, que a dinâmica exercida pelos sujeitos em ambos os experimentos tendem a apresentar um padrão de similaridade equivalente em relação a outros sujeitos, quando comparadas com respeito aos parâmetros elencados.

Para tanto, contamos quantos pares de objetos agrupados em um experimento permanecem juntos em outro experimento. Esta proporção pode ser quantificada pelo índice de congruência par-a-par (PINTO; DELBEM; MONACO, 2018) - razão  $\mu$  tal que

$$\mu = \frac{C_e}{C_m}, \quad C_m = \max\{C_j\}, \quad C_j = \sum_{i=k}^k (n_{ij} - 1) \quad (6.3)$$

Na Eq. (6.3)  $C_m$  é o número máximo de associações que são possíveis para a configuração dada. Se um cluster tem elementos  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ , ele tem  $n - 1$  associações  $(a_1, a_j)$ ,  $0 \leq j \leq n$ ,  $j \neq i$ .  $C_j$  é obtido passando por cada cluster do experimento  $j$  e somando o número de associações. Para que  $C_j$  seja máximo, deve ser o maior entre todos os experimentos. Na fórmula,  $C_e$  é o número de tais associações efetivamente válidas em todos os experimentos, e é avaliado empiricamente <sup>5</sup>.

Considerando os agrupamentos produzidos pelo algoritmo FN, o índice de associação foi de 0.26. Complementarmente, também foram calculados o Jaccard Index (intersecção sobre união) (JACCARD, 1912) e o Rand Index Ajustado (RAND, 1971), resultando, respectivamente, 0,16 e 0,18. Os valores obtidos indicam grau de correspondência moderado. Por inspeção das árvores, também é possível notar que, apesar de haver considerável permutação de elementos entre clusters, essas permutações são localizadas internamente em níveis hierárquicos superiores - de um modo geral, observa-se que os exercícios que se apresentam de determinado lado da filogenia em um experimento, também se associam em lado correspondente da filogenia do outro experimento. Uma vez que  $G_A$  e  $G_B$  compreendem duas dinâmicas semanticamente diferentes, o fato de que uma fração substancial de sujeitos estão agrupados par a par em diferentes simulações é um indicativo de que algumas informações sobre a atitude sistemática dos sujeitos em relação à dinâmica estão sendo preservadas.

<sup>5</sup> Por exemplo, dois experimentos produzem os conjuntos de clusters  $G_1$  e  $G_2$ , respectivamente, com  $G_1$  contendo clusters  $\{a, b, c, d\}$  e  $G_2$  contendo clusters  $\{a\}$  e  $\{b, c, d\}$ , temos  $C_m = 3$ ,  $C_e = 2$  e, portanto,  $\mu = 2/3$ , o que significa que 67% das associações foram preservadas.

### 6.4.3 Robustez

Uma maneira de avaliar a força de um algoritmo na separação de objetos de dados em grupos de similaridade é avaliar sua *robustez* em várias reamostragens. Como essa semelhança é relativa a todo o conjunto, a adição ou remoção de um objeto pode perturbar a configuração do conjunto do cluster. Se essa perturbação for muito significativa nas novas amostragens, o agrupamento pode ser considerado supersensível ao ruído; caso contrário, há evidências de sua capacidade de discriminar a similaridade efetiva de dados.

A fim de medir a robustez da separação produzida pelas métricas sistemáticas, foi realizado um conjunto de 30 reamostragens jackknife<sup>6</sup> (EFRON, 1982) do conjunto experimental descrito anteriormente, e avaliou-se o quanto o conteúdo de cada cluster é preservado entre as reamostragens.

Calculando  $\mu$  para o total de reamostragens de cada um dos experimentos  $G_A$  e  $B_B$ , obtiveram-se os valores 0.61 e 0.47, respectivamente, considerando o arranjo tripartido - o que indica um nível de robustez significativo. Embora uma afirmação sólida a respeito dessa correlação deva ser fundamentada em uma abordagem de inferência estatística rigorosa, a investigação exploratória não descarta a hipótese de pesquisa, incentivando, assim, investigações futuras.

---

<sup>6</sup> Jackknifing: um método de reamostragem estatística em que diferentes amostras são compostas de um conjunto original removendo um elemento diferente em cada turno.



---

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

---

Os testes psicológicos são instrumentos clínicos empregados para avaliar as capacidades cognitivas de um indivíduo, traços de personalidade, conduta social e outras dimensões da subjetividade humana. Formulações de testes padronizados são amplamente empregadas em um espectro de aplicações, que vão desde análise forense e avaliação de aptidão, até avaliação de desenvolvimento e diagnóstico de transtornos mentais.

O principal ponto abordado pela presente pesquisa é motivado pela observação de que, em um teste psicométrico clássico, escalas graduadas de desempenho são definidas no contexto da metáfora do desafio e sistemas de regras constituem a métrica de escolha para avaliar as características psicológicas do sujeito. Este tipo de parâmetro quantitativo só pode ser avaliado com respeito ao pressuposto *a priori* do que constitui um bom desempenho, e deve ser comparado com os resultados médios determinados empiricamente. Para outro teste com semântica diferente, valores distintos devem fundamentar a determinação da escala de desempenho - sendo a classificação das escalas de resultados de teste *per se* um problema bem conhecido. Além disso, mesmo a pontuação precisa ser avaliada no que diz respeito à análise cuidadosa da dificuldade relativa do desafio, pois geralmente não é linear: um movimento errado em um determinado quebra-cabeça pode causar impactos de desempenho menores ou maiores em diferentes estágios da simulação, e dobrar o tempo para completar um desafio não significa necessariamente reduzir pela metade o desempenho geral.

Observou-se também que os testes psicológicos credenciados baseiam-se predominantemente na avaliação de pontuação de classificação resumida. Mesmo quando envolve o registro do tempo de conclusão das atividades, os resultados são compilados como medidas agregadas, como valores totais e médios. Em uma linha diferente, este trabalho introduz o conceito de método biométrico comportamental no campo dos testes psicológicos. Ao incluir o eixo dos eventos, a análise do sinal expõe a evolução do processo e revela as propriedades transitórias dos dados coletados, permitindo a inspeção da sistemática por meio da qual a pontuação resumida

foi formada - o que pode expor, por exemplo, a dinâmica implícita das funções cognitivas, como memória, aprendizagem e construção de raciocínio.

Contribuindo para a exploração da análise computacional e do aprendizado de máquina em um domínio de aplicação onde o potencial de tais métodos permanece ainda modestamente explorado, o aspecto central abordado na presente pesquisa é a investigação de medições de teoria da informação como uma abordagem generalizável para o projeto de testes psicométricos. Ao tomar como entrada a sequência de ações definida pelo protocolo de interação com a dinâmica simulada, o traço comportamental compreende um sinal digital semântico-agnóstico que pode ser associado a qualquer contexto, seja um quebra-cabeça, um jogo de ação ou qualquer forma específica de implementação. O aspecto chave apresentado nesta perspectiva é a observação de que pode haver vários processos mentais distintos através dos quais um mesmo resultado pode ser alcançado. Conforme elaborado nas seções anteriores, a análise dos padrões de eventos subjacentes que descrevem o progresso das ações à medida que se desenvolvem ao longo do exercício pode revelar atitudes específicas em relação ao desafio.

Os métodos de teoria da informação ainda não foram consideravelmente explorados na concepção de testes psicológicos e acreditamos que este tipo de abordagem pode abrir todo um novo campo de investigação na área. Ao investigar essa hipótese, introduzimos resultados experimentais preliminares, sugerindo que a variação temporal na entropia e as medidas de complexidade da informação podem ser exploradas para inferir o processo de aprendizagem do sujeito e, potencialmente, outros padrões de função mental.

Conforme discutido, foram coletadas evidências experimentais que mostram que dois sujeitos que obtêm notas equivalentes em testes simples podem exibir características visivelmente distintas quando os dados são examinados no domínio da progressão dos eventos. A análise transitória das mudanças de estado à medida que o processo evolui sugeriu que, mesmo alcançando uma pontuação mais baixa, o padrão de comportamento de um sujeito ao longo do teste pode indicar uma estratégia de resolução de problema mais consistente e estável, o que pode ser um sinal de competências cognitivas distinguíveis.

A partir do referencial teórico do fenômeno de aprendizagem, os padrões de emissão comportamental por um indivíduo à medida que se engaja na dinâmica simulada transmitem informações sobre sua disposição mental em relação aos estímulos do ambiente, e pode revelar respostas condicionadas, desempenho de aprendizagem e, em última análise, características do processo cognitivo por meio do qual o indivíduo discrimina o contexto que o cerca, gerencia as emoções e toma decisões. Esses resultados trazem também indícios de apoio de que alguns parâmetros que caracterizam a sistemática codificada pelo traço de execução do teste podem ser inerentes ao sujeito ou à presente conjuntura, e independentes da semântica da dinâmica que os evoca.

No estágio atual da pesquisa, a investigação está sendo desenvolvida sob a fase de prova de conceito, onde enfocou-se a questão de se, sob restrições tecnológicas realistas, os traçados

comportamentais produzidos pelo sujeito ao interagirem com uma dinâmica simulada contêm informações que podem ser detectadas e discriminadas por métodos de aprendizado de máquina baseados em dados.

As implementações e o projeto experimental ainda não entraram na fase de avaliação e validação, e ainda há um longo caminho a percorrer até que o ensaio clínico seja planejado. Os resultados já alcançados, no entanto, são consistentes com a hipótese levantada e parecem promissores, incentivando a continuidade dos trabalhos nesta linha de investigação. Como trabalhos futuros, prevemos a reprodução da abordagem experimental através de um quadro estatístico estritamente rigoroso, e o projeto de sistemas de classificação exploratória visando correlacionar as propriedades de teoria da informação do sinal do exercício com a abordagem diagnóstica, incluindo a avaliação dos sujeitos por meio de testes psicométricos padronizados.



## REFERÊNCIAS

---

ANDERSON, J. R.; DOUGLASS, S. Tower of hanoi: Evidence for the cost of goal retrieval. **Journal of experimental psychology: learning, memory, and cognition**, American Psychological Association, v. 27, n. 6, p. 1331, 2001. Citado na página 48.

BK, D. S.; REDDY, D. M. T.; PATHAK, D. P. Camouflage in research—the hawthorne effect. **International Journal of Development Research**, v. 9, n. 04, p. 26996–26999, 2019. Citado na página 41.

BOSL, W. J.; TAGER-FLUSBERG, H.; NELSON, C. A. Eeg analytics for early detection of autism spectrum disorder: a data-driven approach. **Scientific reports**, Nature Publishing Group, v. 8, n. 1, p. 6828, 2018. Citado na página 24.

CASALETTO, K. B.; HEATON, R. K. Neuropsychological assessment: Past and future. **Journal of the International Neuropsychological Society**, Cambridge University Press, v. 23, n. 9-10, p. 778–790, 2017. Citado na página 20.

COHEN, R. J.; SWERDLIK, M. E.; PHILLIPS, S. M. **Psychological testing and assessment: An introduction to tests and measurement**. [S.l.]: Mayfield Publishing Co, 1996. Citado na página 19.

COLMAN, A. M. **A Dictionary of Psychology**. [S.l.]: OUP Oxford, 2015. Citado na página 48.

DONNARUMMA, F.; MAISTO, D.; PEZZULO, G. Problem solving as probabilistic inference with subgoaling: explaining human successes and pitfalls in the tower of hanoi. **PLoS computational biology**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 12, n. 4, p. e1004864, 2016. Citado na página 48.

EFRON, B. **The jackknife, the bootstrap and other resampling plans**. [S.l.]: SIAM, 1982. Citado na página 70.

FELSENSTEIN, J.; FELENSTEIN, J. **Inferring phylogenies**. [S.l.]: Sinauer Associates Sunderland, 2004. v. 2. Citado nas páginas 39 e 67.

GUO, Z.; WU, X.; LIU, J.; YAO, L.; HU, B. Altered electroencephalography functional connectivity in depression during the emotional face-word stroop task. **Journal of Neural Engineering**, IOP Publishing, v. 15, n. 5, p. 056014, 2018. Citado na página 24.

HOFSTADTER, D. R. **Metamagical themas: Questing for the essence of mind and pattern**. [S.l.]: Basic books, 2008. Citado na página 48.

HOWELLS, F. M.; TEMMINGH, H. S.; HSIEH, J. H.; DIJEN, A. V. van; BALDWIN, D. S.; STEIN, D. J. Electroencephalographic delta/alpha frequency activity differentiates psychotic disorders: a study of schizophrenia, bipolar disorder and methamphetamine-induced psychotic disorder. **Translational psychiatry**, Nature Publishing Group, v. 8, n. 1, p. 75, 2018. Citado na página 24.

- JACCARD, P. The distribution of the flora in the alpine zone. 1. **New phytologist**, Wiley Online Library, v. 11, n. 2, p. 37–50, 1912. Citado na página 69.
- JR, J. E. E.; ERDBERG, P. **The Rorschach: A comprehensive system**. [S.l.]: John Wiley & Sons Inc, 2005. Citado na página 19.
- KAZÉN, M.; KUHL, J. Ego-depletion or invigoration in solving the tower of hanoi? action orientation helps overcome planning deficits. **Current Psychology**, Springer, p. 1–9, 2020. Citado na página 48.
- LI, M.; VITÁNYI, P. **An introduction to Kolmogorov complexity and its applications**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. Citado nas páginas 29 e 38.
- MCGRATH, R. E.; CARROLL, E. J. The current status of "projective tests". **American Psychological Association**, APA, 2012. Citado na página 19.
- PIAGET, J. Piaget's theory. In: **Piaget and his school**. [S.l.]: Springer, 1976. p. 11–23. Citado na página 19.
- PINTO, R. de S.; DELBEM, A. C. B.; MONACO, F. J. Characterization of runtime resource usage from analysis of binary executable programs. **Applied Soft Computing**, Elsevier, v. 71, p. 1133–1152, 2018. Citado na página 69.
- RAND, W. M. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. **Journal of the American Statistical association**, Taylor & Francis, v. 66, n. 336, p. 846–850, 1971. Citado na página 69.
- RUSSELL, Y. I.; GOBET, F.; WHITEHOUSE, H. Mood, expertise, analogy, and ritual: an experiment using the five-disk tower of hanoi. **Religion, Brain & Behavior**, Taylor & Francis, v. 6, n. 1, p. 67–87, 2016. Citado na página 48.
- SAITOU, N.; NEI, M. The neighbor-joining method: a new method for reconstructing phylogenetic trees. **Molecular Biology and Evolution**, v. 4, n. 4, p. 406–425, 07 1987. ISSN 0737-4038. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.molbev.a040454>>. Citado na página 39.
- SANCHES, A.; CARDOSO, J. M.; DELBEM, A. C. Identifying merge-beneficial software kernels for hardware implementation. In: IEEE. **2011 International Conference on Reconfigurable Computing and FPGAs**. [S.l.], 2011. p. 74–79. Citado nas páginas 39 e 67.
- SCHIFF, R.; VAKIL, E. Age differences in cognitive skill learning, retention and transfer: The case of the tower of hanoi puzzle. **learning and individual differences**, Elsevier, v. 39, p. 164–171, 2015. Citado na página 48.
- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **Bell system technical journal**, Wiley Online Library, v. 27, n. 3, p. 379–423, 1948. Citado na página 29.
- SHKARIN, D. Ppm: One step to practicality. In: IEEE. **Proceedings DCC 2002. Data Compression Conference**. [S.l.], 2002. p. 202–211. Citado na página 39.
- SKINNER, B. F. **Science and human behavior**. [S.l.]: Simon and Schuster, 1953. Citado nas páginas 27 e 61.
- VANDENBOS, G. R. **APA dictionary of psychology**. [S.l.]: American Psychological Association, 2007. Citado na página 28.

