Análises Físicas de Sistemas Neurais

João Francisco Callegari Lemes Côsso (PIBIC/CNPq/UEM), Angelo Aggio Flores, Arthur Augusto Barizon Pessa (Orientador). E-mail: aabpessa@uem.br

Universidade Estadual de Maringá, Centro de Ciências Exatas, Departamento de Física, Maringá, PR.

Área e subárea do conhecimento: Física/Física Estatística e Termodinâmica.

Palavras-chave: Cérebro; Mecânica Estatística; Vidro de Spin.

RESUMO

Mesmo tendo sido metodicamente descrito por filósofos, médicos e biólogos ao longo dos séculos, o cérebro ainda não é completamente compreendido. Visando oferecer uma nova perspectiva, o uso de conceitos físicos e computacionais tem se mostrado muito vantajoso, o que torna a neurociência um grande exemplo de interdisciplinaridade. Nesse âmbito, o atual projeto pretende explorar um dos muitos paralelos estabelecidos entre o comportamento de sistemas termodinâmicos e sistemas neurais. Para tanto, utilizaremos generalizações do modelo de Ising para modelar disparos de grupos de neurônios decorrentes de suas interconexões, replicando resultados já existentes. Além disso, buscaremos mostrar que o cérebro opera próximo a um estado crítico e exploraremos como essa característica contribui para o bom funcionamento do mesmo.

INTRODUÇÃO

Apesar do interesse histórico ao longo dos séculos, somente no século XIX com a consolidação do método científico e o avanço das técnicas de pesquisa no século XIX que a neurociência progrediu de fato. Nas últimas décadas, a utilização de medidas de entropia como marcadores da dinâmica cerebral tem impulsionado o uso de modelos físicos e abordagens matemáticas para explicar comportamentos observados em sistemas neurais. Dentre as características observadas, destacam-se as avalanches de atividade observadas por Miranda e Herrmann (1991), e os comportamentos de um sistema em fase de transição de segunda ordem. Neste trabalho, utilizaremos o Modelo de Ising para partículas ferromagnéticas e suas variações, como o Modelo de Sherrington-Kirkpatrick (SK) com intuito de aproveitar aspectos qualitativos do modelo para estabelecer uma comparação com o comportamento de uma rede neural biológica por meio de simulações.

MATERIAIS E MÉTODOS

Nosso trabalho está baseado nos experimentos e nos dados obtidos por Beggs e Plenz (2003, 2004) e compartilhados por Sampaio *et al* (2024). Foram utilizadas três amostras de culturas de neurônios pertencentes a fatias do córtex somatossensorial de ratos correspondentes à região M2 da figura 1:

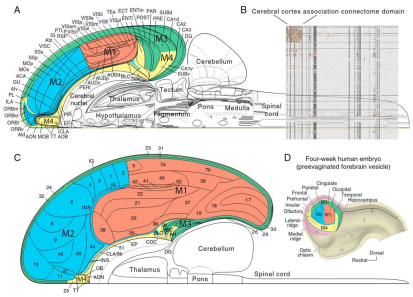


Figura 1 – Representação das áreas do cérebro de um rato. Nessa ilustração é possível observar a localização da região M2, porção que constitui o córtex somatossensorial.

As culturas foram realizadas de modo a preservar as conexões preestabelecidas, para a coleta de dados. Apesar de Beggs e Plenz (2003, 2004) terem cultivado seis amostras, restringimos nossas análises posteriores a apenas três amostras independentes às quais obtivemos acesso. Foi então posicionada uma rede quadrada de 8x8 microeletrodos, espaçados em 200μm. As séries temporais $x(t)$ foram binarizadas, de forma que $x(t) \in \{-1, +1\}$, sendo o valor 1 indicativo de atividade acima de um limiar preestabelecido, ou seja, um disparo neuronal, e -1 para o contrário, conforme mostra a figura 2.

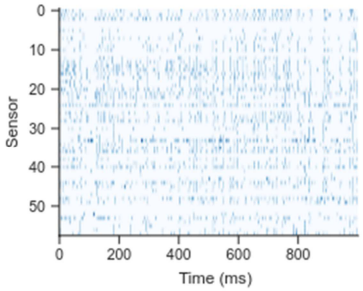


Figura 2 – Séries temporais observadas após a binarização. No eixo y, temos os dados dos microeletrodos, no eixo x temos os valores no tempo. Os espaços em azul representam instantes de atividade elétrica, enquanto os brancos a ausência.

Devido ao desconhecimento da distribuição de probabilidades reais do sistema, utilizou-se então o Princípio de Máxima Entropia, assumindo que a distribuição que maximiza a entropia é a menos enviesada e mais consistente com os dados experimentais. Dessa forma, é proposto um Hamiltoniano que governa a energia do sistema, contendo um parâmetro h_i de campo local, que representa estímulos externos ou influência de neurônios que acabam tornando-se ocultos devido à natureza da amostra em 2D, além de um termo J_{ij} que dita o acoplamento entre os neurônios. Tais parâmetros foram encontrados de forma iterativa, considerando as covariâncias entre simulações de Monte Carlo e os dados observados. Devido às

.

séries temporais estarem binarizadas e os intervalos de tempo entre os disparos serem baixos, a correlação resultante seria muito baixa e não conseguiria mensurar de forma acurada a conexão entre os dois neurônios. Para mitigar a imprecisão no cálculo direto da correlação e recuperar a relação de causalidade, adotou-se o método de janelas temporais. A taxa de aprendizagem das conexões foi ajustada para ser menor que a do campo local a fim de evitar o "congelamento" do sistema durante as simulações.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O cálculo direto da correlação tornou-se impreciso devido ao intervalo de tempo dt para um sítio i atingir outro sítio j. Para retornar a relação de causalidade, adotamos o método de janelas temporais, como proposto por Schneidman (2006) e Tkačik (2015). O método de sobreposição de dados também foi testado, apresentando impacto mínimo nas correlações e induzindo o sistema para um estado "congelado" que não foi possível contornar durante os testes. A figura 3 exibe o decaimento exponencial da probabilidade $P(K)$ como apresentado por Sampaio (2024), além de ser possível observar a diminuição do pico de probabilidade ao redor do ponto observado $C_{ij} = 0$, o que se mostra útil para capturar correlações de longa distância.

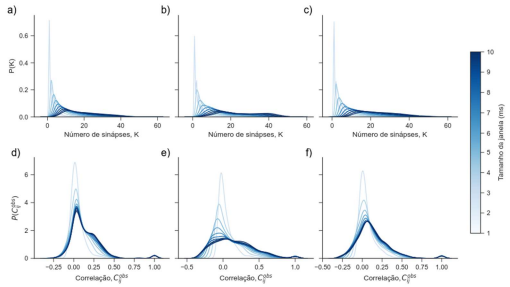


Figura 3 – Distribuições do número de sinapses e distribuições de correlação conforme o tamanho da janela temporal de simultaneidade para as 3 amostras. Os painéis a) e d) se referem à amostra 1, b) e e) à amostra 2, e os painéis c) e f) à amostra três. O tamanho das janelas temporais varia de 1ms a 10ms.

Foram realizadas 80000 iterações de Monte Carlo com uma taxa de aprendizagem ηpara evitar o "congelamento" do sistema. Os valores exibidos para h_i assumem valores negativos, sugerindo uma maior susceptibilidade de ser ativado por neurônios vizinhos, e J_{ij} apresentou distribuições centradas na origem. As distribuições médias das sinapses e correlações do modelo apresentaram considerável semelhança com os dados empíricos. Foi explorado então o aspecto termodinâmico do sistema em temperaturas diferentes, visualizando o comportamento da energia, calor específico e magnetização das partículas do modelo. Ao redor de uma temperatura $T = 1$, observaram-se indícios de transição de fase, compatíveis com criticalidade.

CONCLUSÕES

Conclui-se que, apesar das simplificações, o modelo SK é capaz de reproduzir comportamentos macroscópicos observados, mostrando-se essencial para mapear a complexidade heterogênea e o estado metaestável do tecido, sugerindo que propriedades coletivas da rede podem ser descritas por uma função de energia efetiva. Como perspectiva futura, é de interesse ampliar as simulações para avaliar a concordância dos expoentes críticos com as classes de universalidade teóricas.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo financiamento do projeto, a Universidade Estadual de Maringá (UEM) pelo apoio à pesquisa e ao desenvolvimento da ciência.

REFERÊNCIAS

Miranda, E. N. & Herrmann, H. J. **Self-organized criticality with disorder and frustration**. Physica A, v. 175, n. 3, p. 339–344, 1991.

Beggs, J. M. & Plenz, D. **Neuronal avalanches in neocortical circuits.** Journal of Neuroscience, v. 23, n. 35, p. 11167–11177, 2003.

Beggs, J. M. & Plenz, D. **Neuronal avalanches are diverse and precise activity patterns that are stable for many hours in cortical slice cultures**. Journal of Neuroscience, v. 24, n. 22, p. 5216–5229, 2004.

Sampaio Filho, C. I. et al. **Ising-like model replicating time-averaged spiking behaviour of in vitro neuronal networks**. Scientific Reports, v. 14, n. 1, p. 7002, 2024.

Schneidman, E. et al. **Weak pairwise correlations imply strongly correlated network states in a neural population**. Nature, v. 440, n. 7087, p. 1007–1012, 2006.

Tkačik, G. et al. **Thermodynamics and signatures of criticality in a network of neurons**. Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 112, n. 37, p. 11508–11513, 2015.