

Oscilações Coletivas em Modelo de Autômato Celular para Redes Neurais

Gabriel L. Debastiani

Orientador: Leonardo Gregory Brunnet
Instituto de Física - UFRGS

I. Introdução

Desvendar o sistema nervoso tem se mostrado uma atividade desafiadora atraindo pesquisadores das mais diversas áreas, caracterizando a neurociência como uma área interdisciplinar. Como tudo da ciência, há diferentes modelos de neurônios dependendo de qual é a pergunta a ser respondida. Quando se trata de compreender a transmissão de sinais no interior de neurônios a abordagem mais tradicional é através da Cable Equation. Em relação às propriedades elétricas, o modelo de Hodgking-Huxley se mostra o mais adequado. Em relação a modelos de comportamento coletivo, o modelo Integrate and Fire ou Autômato Celular são geralmente boas escolhas.

Como o autômato celular é o modelo mais simples capaz de reproduzir características como neurônios excitatórios, inibitórios e período refratário, optou-se por utilizá-lo neste trabalho. Além disso, sua facilidade de implementação e execução computacional também foram determinantes para esta escolha.

II. Objetivos

Determinar e caracterizar os estados de rede coletivos para o modelo de autômato celular em redes neurais.

III. Metodologia

O modelo de Autômato Celular [1] consiste em células (neurônios, na neurociência) discretas que apresentam comportamento discretos ($\mu = 5$ possíveis estados para cada neurônio i , sendo 0 o estado de repouso, 1 o neurônio disparando e 2, 3 e 4 o período refratário) dependente das conexões de cada célula e de regras de evolução temporal.

Os neurônios são conectados entre si através de uma rede de Erdős-Rényi [2], em que cada neurônio pré-sináptico i tem probabilidade p de se conectar com o neurônio pós-sináptico $j \neq i$. Como as sinapses no encéfalo são majoritariamente químicas (apresentam uma defasagem temporal de $\tau \sim 4$ ms), o neurônio j só recebe o estímulo τ instantes depois do i ter disparado. O estado do neurônio j é dado por:

$$\begin{cases} Cell_j(t) = 1, & \sum_i^n G_{ij}(t - \tau) \geq Est_{Rep} \\ Cell_j(t) = 0, & \text{Caso Contrário} \end{cases}$$

Onde $G_{ij}(t - \tau)$ representa o estímulo enviado de i para j no instante $t - \tau$, n o número de neurônios na rede e Est_{Rep} o número de estímulos que j precisa receber para disparar se estiver em repouso. Como é necessário que o neurônio seja repolarizado após cada disparo, há um período em que o neurônio não pode disparar (período refratário), independentemente de quantos estímulos ele receba. A proporção utilizada entre neurônios excitatórios e inibitórios foi de 2:1 e, para condição inicial, considerou-se que inicialmente 10% dos neurônios estavam ativos.

Como mecanismo de análise utilizaram-se rasterplots, gráficos de atividade e mapas de retorno.

IV. Resultados

Através de uma varredura de parâmetros, pudemos observar que há alguns estados bem definidos de atividade:

→ **Status 1 - Rede Inativa:** a rede não consegue se manter ativa em função da baixa conectividade entre os neurônios; (Fig. 1 a e b)

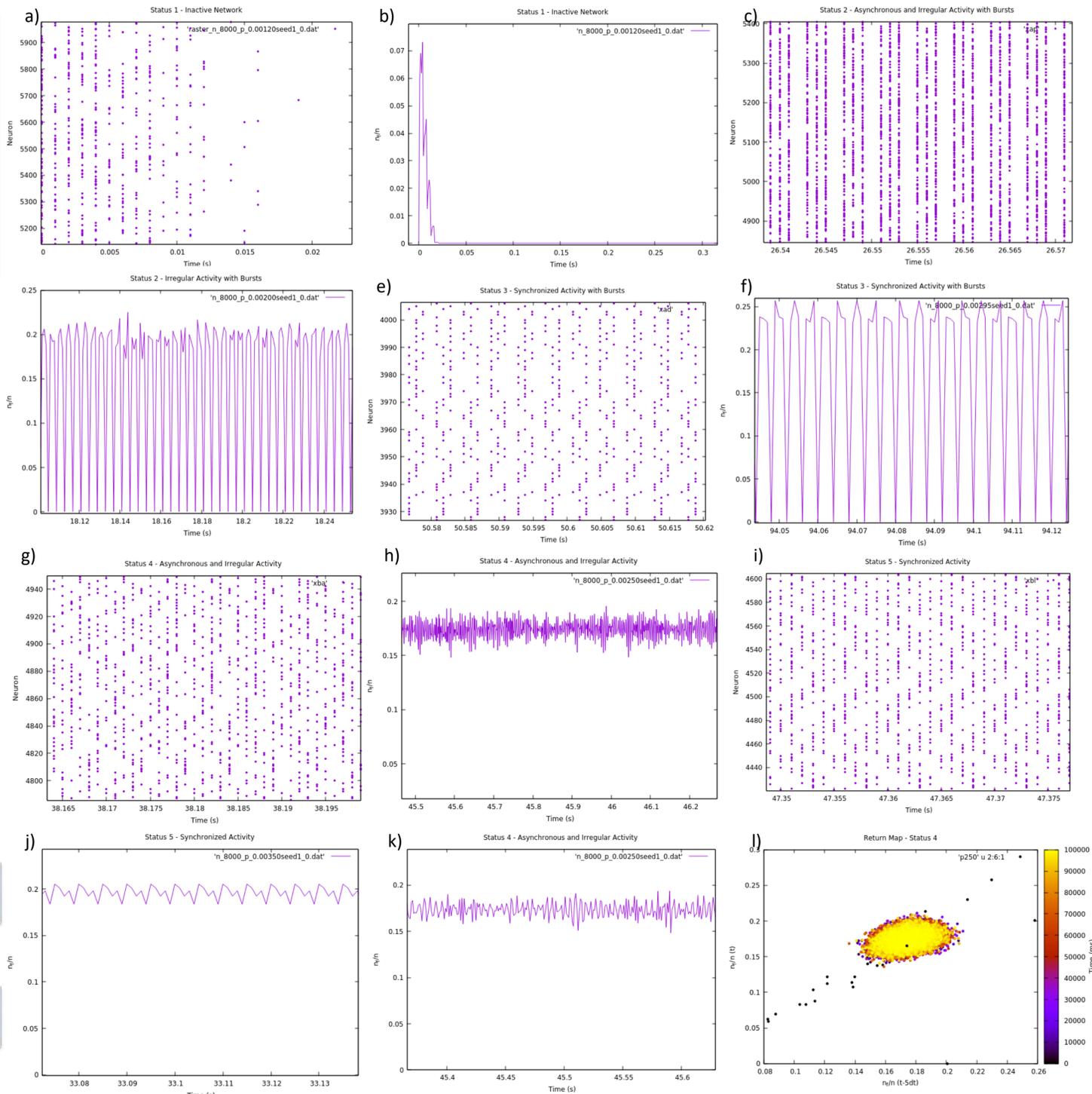


Figura 1: Gráficos de atividade em função do tempo, seus Rasterplots e um Mapa de Retorno.

→ **Status 2 - Atividade Irregular com Bursts:** a rede apresenta grande variação de atividade, com momentos em que não há absolutamente nenhum neurônio disparando e outros em que há grande quantidade deles disparando, mas de modo assíncrono e irregular, isto é, sendo impossível determinar quantos (e quais) neurônios estarão disparando a cada instante de tempo no futuro; (Fig. 1 c e d)

→ **Status 3 - Atividade Regular com Bursts:** a rede apresenta grande variação de atividade, com momentos em que não há absolutamente nenhum neurônio disparando e outros em que há grande quantidade deles disparando, mas de modo completamente regular, isto é, sendo possível determinar quantos (e quais) neurônios estarão disparando a cada instante de tempo no futuro; (Fig. 1 e e f)

→ **Status 4 - Atividade Assíncrona e Irregular:** a rede apresenta um comportamento mais estável, em que há sempre neurônios disparando e com uma fração da rede disparando. Este estado é assíncrono e irregular, ou seja, é impossível determinar quantos (e quais) neurônios estarão disparando a cada instante de tempo no futuro; (Fig. 1 g, h e k).

→ **Status 5 - Rede Sincronizada:** a rede apresenta um comportamento mais estável, em que há sempre neurônios disparando. Este estado é regular, ou seja, é possível determinar quantos (e quais) neurônios estarão disparando a cada instante de tempo no futuro. Este caso ocorre para os casos em que a conectividade da rede é elevada. (Fig. 1 i e j)

Pudemos observar que estes estados são obtidos em ordem crescente de p , ou seja, há uma transição no sentido de $1 \rightarrow 5$ conforme se aumenta o valor de p , quando se fixam os demais parâmetros.

V. Considerações Finais e Perspectivas

Encontramos o **Status 4**, que representa um estado biologicamente plausível [3] e estados sincronizados, que são possíveis candidatos para modelos de epilepsia. Além disso, este estado se mostrou estável por períodos prolongados de tempo (mais de 24h) e aparenta apresentar diferentes bandas de frequência de oscilação neuronais (Fig. 1 k), similar às apresentadas em medidas de eletroencefalogramas (EEG).

Observamos que o sistema é sensível às condições iniciais, sendo obtido o **Status 3** apenas com certas condições iniciais.

Todos os Status do sistema aparentam apresentar um único atrator em cada simulação, como mostrado na Fig 1 l. (análises mais profundas precisam ser feitas).

É necessário análise mais profunda de como a dinâmica escala com o número de neurônios. Uma vez conhecido isto, pretende-se utilizar este modelo em conjunto com modelo de *Connectome* para estudo da Epilepsia e suas intervenções cirúrgicas.

VI. Referências

- [1] KINOCHI; COPELLI. Optimal dynamical range of excitable networks at criticality. *Nature physics*, 2, p. 348–351, 2006.
- [2] ERDŐS; RÉNYI. On Random Graphs. I. *Publicationes Mathematicae*. 6: 290–297, 1959.
- [3] BRUNEL, NICOLAS. Dynamics of sparsely connected networks of excitatory and inhibitory spiking neurons. *Journal of computational neuroscience*, v. 8, n. 3, p. 183–208, 2000