

Análise da Rede Complexa *Mouse Visual Cortex*

Felipe Duarte

Universidade Federal do Paraná (UFPR)

Email: felipeduarte@ufpr.br

Paulo Jankosz

Universidade Federal do Paraná (UFPR)

Email: paulojankosz@ufpr.br

Resumo—Este trabalho apresenta a análise estrutural da rede complexa *Mouse Visual Cortex*, utilizando teoria dos grafos e a biblioteca NetworkX. São calculadas métricas fundamentais como componentes conexas, distâncias, graus, centralidades e coeficiente de agrupamento, além da comparação com os modelos Erdős–Rényi (ER), Watts–Strogatz (WS) e Barabási–Albert (BA). Foi implementado também um modo avançado com cliques, *triadic census*, robustez, assortatividade, comunidades e eficiência. O objetivo é caracterizar a estrutura da rede e identificar o modelo teórico mais compatível com sua topologia.

I. INTRODUÇÃO

Redes complexas são ferramentas fundamentais para modelar estruturas relacionais em sistemas naturais, sociais e tecnológicos. Neste trabalho analisamos a rede dirigida *Mouse Visual Cortex 1*, fornecida em formato GraphML [1], representando conexões neurais no córtex visual de camundongo. A análise utiliza métricas clássicas da literatura, incluindo clustering [2], centralidades [3], [4], assortatividade [5], *triadic census* [6] e eficiência [7]. Também comparamos a rede com modelos fundamentais: Erdős–Rényi [8], Watts–Strogatz [2] e Barabási–Albert [9].

II. METODOLOGIA

A análise foi realizada em Python utilizando a biblioteca NetworkX [10]. Um único script, `analysis_mouse_cortex.py`, executa todas as etapas: leitura da rede, cálculos, geração de gráficos e escrita dos resultados em arquivos de texto, CSV e PNG.

A. Análise Básica

Inclui:

- Informações gerais da rede;
- Componentes conexas [11];
- Detecção de ciclos;
- Raio, diâmetro e excentricidades;
- Distribuição dos graus;
- Árvore geradora máxima e mínima;
- Centralidades clássicas [3], [4];
- Clustering local e global [2];
- Comparação com ER, WS e BA [8], [2], [9].

B. Análise Avançada

Ativada pela flag `--avancado`, realiza:

- Cliques máximos (Bron–Kerbosch) [12];
- *Triadic Census* [6];
- Assortatividade [5];
- Robustez a falhas e ataques [13];

- Comunidades via Girvan–Newman [14];
- Pontos de articulação e arestas críticas;
- Eficiência global/local [7];
- Transitividade [15];
- Comparação estatística em larga escala com 100 instâncias ER/BA/WS.

Todos os resultados são armazenados automaticamente na pasta `resultados/`.

III. EXECUÇÃO DO CÓDIGO

A. Preparação do Ambiente

A execução das análises requer Python 3 e as bibliotecas especificadas no arquivo `requirements.txt`. Para garantir reprodutibilidade, recomenda-se o uso de um ambiente virtual:

```
python3 -m venv .env
source .env/bin/activate
pip install -r requirements.txt
```

O arquivo `requirements.txt` contém todas as dependências utilizadas pelo script, incluindo NetworkX, Matplotlib, Seaborn, NumPy e TQDM.

B. Estrutura do Script

O script principal é:

```
analysis_mouse_cortex.py
```

A rede é carregada automaticamente a partir do arquivo:

```
mouse_visual.cortex_1.graphml
```

Que já está presente no arquivo compactado com o código.

Durante a execução, o script cria a pasta `resultados/` contendo:

- `resultados/figuras/` — imagens geradas (histograma, CCDF e demais gráficos);
- `resultados/tabelas/` — arquivo CSV com todas as centralidades calculadas;
- arquivos `.txt` — relatórios individuais contendo cada conjunto de métricas.

Essa estrutura é gerada automaticamente, independentemente das flags utilizadas.

C. Comportamento do `--help`

O script possui um sistema de ajuda integrado. A execução:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --help
```

Exibe uma descrição breve de cada flag, explicando exatamente qual análise ela ativa. Todas as flags são opcionais, e podem ser combinadas livremente.

D. Flags Disponíveis

- **--info** Informações básicas da rede: vértices, arestas, densidade e graus extremos.
- **--componentes** Componentes conexas (fracas e fortes) e extração da maior componente fraca.
- **--ciclos** Verificação de ciclos na maior componente.
- **--distancias** Excentricidades, raio, diâmetro, centro e periferia da maior componente.
- **--graus** Estatísticas da distribuição dos graus e geração dos gráficos (histograma e CCDF).
- **--centralidades** Centralidades de grau, intermediação, proximidade e autovetor (com geração de CSV).
- **--clustering** Coeficientes de agrupamento local e global, e comparação com um grafo Erdős-Rényi equivalente.
- **--modelos** Geração e comparação com os modelos ER, BA e WS utilizando parâmetros equivalentes à rede real.
- **--mst** Cria a árvore geradora mínima e máxima, gerando suas informações em um txt e a representação da imagem de cada árvore como um png
- **--avancado** Modo completo de análise estrutural: cliques, triadic census, assortatividade, robustez, Girvan-Newman, pontos críticos, eficiência, transitividade e análise estatística com 100 instâncias ER/BA/WS.
- **--all** Executa todas as análises básicas de uma só vez (equivalente ao conjunto de todas as flags anteriores, exceto `--avancado`).

E. Comportamento Padrão (Execução sem Flags)

Se o script for executado sem nenhuma flag:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py
```

Ele ativa automaticamente o modo `--all`.

F. Exemplos de Uso

Executar apenas a análise dos graus:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --graus
```

Executar as métricas dos modelos teóricos:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --modelos
```

Executar somente a análise avançada:

```
python3 analysis_mouse_cortex.py --avancado
```

Após a execução, todos os arquivos gerados estarão organizados dentro do diretório: `resultados/`

IV. RESULTADOS PRELIMINARES

A rede possui 29 vértices e 44 arestas, com densidade 0,054. Os graus variam de 1 a 9, com média 3,03 e desvio padrão 1,77. A rede é fracamente conexa e todas as componentes fortemente conexas têm tamanho 1, caracterizando um grafo dirigido acíclico. O diâmetro é 6 e o raio é 4.

A distribuição dos graus apresenta concentração em valores baixos, com poucos vértices acima de grau 6. O clustering médio foi 0,049, indicando quase total ausência de triângulos, consistente com o triadic census.

Na comparação com modelos teóricos, a rede real aproxima-se do modelo Erdős-Rényi [8], mas com clustering ainda menor. O modelo Barabási-Albert [9] não é compatível devido à ausência de hubs, e o Watts-Strogatz [2] superestima o agrupamento.

A análise avançada mostrou assortatividade negativa, presença de poucos pontos críticos, baixa redundância estrutural e modularidade fraca segundo Girvan-Newman [14]. A eficiência global foi 0,417 e a local, 0,049.

A. Distribuição dos Graus

A distribuição foi representada por um histograma (Fig. 1) e pela função CCDF em escala log-log (Fig. 2). Ambos os gráficos revelam comportamento concentrado em graus baixos, sem cauda pesada.

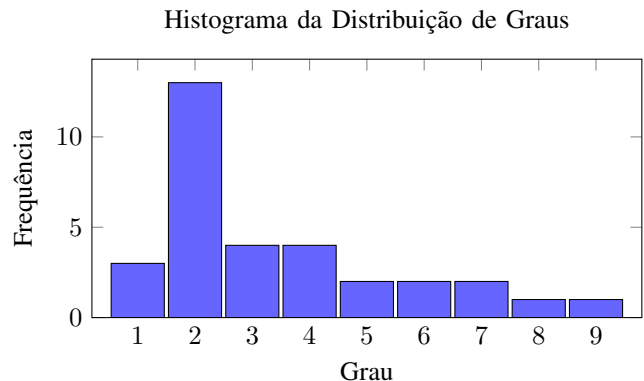


Figura 1. Histograma da distribuição de graus.

V. DISCUSSÃO

Os resultados mostram que a *Mouse Visual Cortex 1* possui estrutura esparsa, acíclica e com baixa redundância. A ausência de triádes fechadas (confirmada pelo triadic census [6]) e a transitividade reduzida [15] indicam que a rede não apresenta propriedades de mundo pequeno nem preferência por agrupamentos.

A assortatividade negativa [5] e a presença de pontos de articulação sugerem fragilidade estrutural sob remoção direcionada, o que é consistente com análises clássicas de robustez [13]. O modelo ER [8] aproxima-se mais da rede real, embora produza clustering maior. Os modelos BA e WS são incompatíveis, respectivamente por produzirem hubs e clustering elevado.

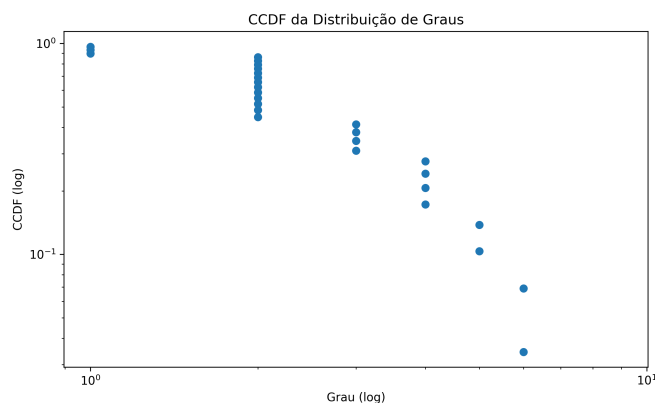


Figura 2. CCDF da distribuição de graus em escala log-log.

De modo geral, a rede apresenta características alinhadas a topologias dirigidas de fluxo de informação, com estrutura hierárquica e baixa modularidade, reforçada pelo método de Girvan–Newman [14].

VI. CONCLUSÃO

A rede *Mouse Visual Cortex 1* é um grafo dirigido esparso, acíclico e com baixa transitividade. As análises indicam ausência de hubs, fraca modularidade e forte dependência de arestas específicas para manutenção da conectividade. Entre os modelos clássicos avaliados, o mais compatível é o Erdős–Rényi, embora ainda apresente clustering superior ao observado na rede real.

As propriedades observadas sugerem uma estrutura orientada ao fluxo, com baixa redundância e conectividade dis-

tribuída de maneira moderadamente homogênea. O estudo confirma que modelos BA e WS não representam adequadamente a rede e que o modelo ER, apesar de limitações, é o mais próximo da topologia real.

REFERÊNCIAS

- [1] U. Brandes, M. Eiglsperger, I. Herman, M. Himsolt, and M. Marshall, “Graphml primer,” in *Graph Drawing*. Springer, 2013, pp. 189–194.
- [2] D. J. Watts and S. H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks,” *Nature*, vol. 393, no. 6684, pp. 440–442, 1998.
- [3] L. C. Freeman, “A set of measures of centrality based on betweenness,” *Sociometry*, pp. 35–41, 1977.
- [4] P. Bonacich, “Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification,” *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 2, no. 1, pp. 113–120, 1972.
- [5] M. E. Newman, “Assortative mixing in networks,” *Physical Review Letters*, vol. 89, no. 20, p. 208701, 2002.
- [6] P. W. Holland and S. Leinhardt, “Local structure in social networks,” *Sociological Methodology*, pp. 1–45, 1976.
- [7] V. Latora and M. Marchiori, “Efficient behavior of small-world networks,” *Physical Review Letters*, vol. 87, no. 19, p. 198701, 2001.
- [8] P. Erdős and A. Rényi, “On the evolution of random graphs,” *Publ. Math. Inst. Hung. Acad. Sci.*, vol. 5, pp. 17–60, 1960.
- [9] A.-L. Barabási and R. Albert, “Emergence of scaling in random networks,” *Science*, vol. 286, no. 5439, pp. 509–512, 1999.
- [10] A. Hagberg, P. Swart, and D. S. Chult, “Exploring network structure, dynamics, and function using networkx,” in *Proceedings of the 7th Python in Science Conference*, 2008, pp. 11–15.
- [11] F. Harary, *Graph Theory*. Addison-Wesley, 1969.
- [12] C. Bron and J. Kerbosch, “Algorithm 457: finding all cliques of an undirected graph,” *Communications of the ACM*, vol. 16, no. 9, pp. 575–577, 1973.
- [13] R. Albert, H. Jeong, and A.-L. Barabási, “Error and attack tolerance of complex networks,” *Nature*, vol. 406, no. 6794, pp. 378–382, 2000.
- [14] M. Girvan and M. E. Newman, “Community structure in social and biological networks,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, no. 12, pp. 7821–7826, 2002.
- [15] M. E. Newman, “The structure and function of complex networks,” *SIAM Review*, vol. 45, no. 2, pp. 167–256, 2003.